

Tartu Ülikool

Majandusteaduskond

Helen Saar

**KREDIIDIRISKI PROGNOOSIMISE MUDELI
KOOSTAMINE OSAÜHING AMARI METALS
NÄITEL**

Magistritöö ärijuhtimise magistrikraadi taotlemiseks ärijuhtimise erialal.

Juhendaja: teadur Oliver Lukason

Tartu 2017

Soovitan suunata kaitsmisele

(juhendaja allkiri)

Kaitsmisele lubatud 2017. a.

.....õppetooli juhataja
(õppetooli juhataja nimi ja allkiri)

Olen koostanud töö iseseisvalt. Kõik töö koostamisel kasutatud teiste autorite tööd, põhimõttelised seisukohad, kirjandusallikatest ja mujalt pärinevad andmed on viidatud.

..... (töö autori nimi)

SISUKORD

SISSEJUHATUS	4
1. KREDIIDIRISKI PROGNOOSIMISE TEOREETILISED ALUSED	7
1.1.Krediidiriski ja krediidiriski prognoosimise olemus	7
1.2. Krediidiriski prognoosimiseks kasutatavad muutujad.....	13
1.3. Meetodid krediidiriski prognoosimise mudelite koostamiseks	21
1.4. Varasemalt koostatud krediidiriski prognoosimise mudelid	28
2. KREDIIDIRISKI PROGNOOSIMISE EMPIIRILINE ANALÜÜS.....	33
2.1. Ülevaade ettevõttest ja mudeli loomiseks kasutatavatest kliendiandmetest	33
2.2. Logistilisel regressioonianalüüsil põhinevate mudelite loomine	41
2.3. Võimalikud situatsioonid klientide käitumises ja selle mõju ettevõtte majandustulemustele	46
KOKKUVÕTE	57
VIIDATUD ALLIKAD	61
SUMMARY	66

SISSEJUHATUS

Tänapäeva konkurentsitihedas ärikeskkonnas ei piisa konkurentsist püsimiseks vaid kliendile sobiliku toote või teenuse pakkumisest. Lisaks toote või teenuse hinnale ja omadustele on üheks oluliseks ostu sooritamise kriteeriumiks kujunenud ka kliendile pakutav maksetingimus. Seetõttu on raske konkurentsist püsida ilma krediiti müümata.

Krediidiga müümine on nähtus, mis on eeldatavasti sama vana kui äri ja kaubandus. Klientide krediidiriski prognoosimise ajalugu on aga palju lühem, ulatudes umbes 70 aasta tagusesse aega (Abdou, Pointon 2011: 59). Selle aja jooksul on krediidiriski prognoosimist palju uuritud ja edasi arendatud. Eriti kiirelt on krediidiriski prognoosimine arenenud 21. sajandil, mil on loodud erinevaid prognoosimise tehnikaid ja kriteeriume. Arengule on palju kaasa aidanud arvuti ja tehnika kiire areng. Krediidiriski prognoosimise käigus kogutakse ja analüüsitakse kliendi kohta erinevaid andmeid. Näiteks ettevõtte vanus, suurus, tegevusvaldkond, varasem maksekäitumine, finantssuhtarvud, võlgade olemasolu või juhtkonna taust. Eesmärgiks on leida krediidi jaoks sobilikud kliendid ja maandada arve tasumata jäämise riski.

Kuigi krediidiriski prognoosimist on uuritud vaid viimased 70 aastat, on siiski võimalik leida erinevaid teadusartikleid ja teostatud uuringuid, mis annavad informatsiooni krediidiriski prognoosimise, kasutatavate tehnikate ja muutujate kohta. (Thomas *et al.* 2002: 4) Krediidiinfo AS koostab igal aastal „Eesti ettevõtete krediidipoliitika turu-uuringu“, mis näitab, kuidas Eesti ettevõtetes krediidipoliitika korraldatud on. Antud uuringust on näha, et aastatel 2012–2014 langetati ettevõtetes krediidi andmise otsus keskmiselt 30% juhtudest mõne minutiga, 61% juhtudest 1–3 päevaga ja 8% juhtudest 4 päevaga või pikema aja jooksul. Veel selgub, et krediidi andmise otsuse langetab 71% ettevõtetes firmajuht või tegevjuht, 13% raamatupidaja, 6% finantsjuht või müügijuht ja vaid 2% ettevõtetes langetab krediidi andmise otsuse krediidijuht. Nii uute kui olemasolevate klientide puhul kontrollitakse kõige rohkem võlgnevuste olemasolu

Maksu- ja Tolli Ameti ja teiste ettevõtete ees. Kõige vähem kontrollitakse krediidireitingut ja finantssuhtarve. (Krediidipoliitika turu-uuring 2012; Krediidipoliitika turu-uuring 2013; Krediidipoliitika turu-uuring 2014) Sellest võib välja lugeda, et enamikes ettevõtetes langetavad selliseid olulisi otsuseid oma põhitöö kõrvalt töötajad, kellel ei pruugi antud valdkonnas olla piisavalt teadmisi ja oskusi. Sellest tulenevalt võivad krediidi andmise otsused olla liiga leebed ja kergekäelised. See võib aga tulevikus kaasa tuua arvete tasumise viivitamisi, või suisa mitte tasumist, mis omakorda aga mõjutab ettevõtte majandustulemusi ja likviidsust.

Käesoleva magistritöö eesmärk on OÜ Amari Metals näitel finantssuhtarve kasutades luua krediidiriski prognoosimise mudel. Eesmärgi saavutamiseks on püstitatud järgmised uurimisülesanded:

1. tutvustada krediidiriski olemust,
2. tutvustada krediidiriski prognoosimist, prognoosimise meetodeid ja muutujaid,
3. analüüsida varasemalt koostatud krediidiriski prognoosimise mudeleid,
4. tutvustada ja analüüsida Amari Metals OÜ-s hetkel kasutatavaid krediidiriski prognoosimise ja maandamise meetodeid,
5. uuringu teostamiseks vajaminevate andmete kogumine, töötlemine ja analüüs,
6. finantssuhtarve kasutades logistilisel regressioonianalüüsil põhinevate krediidiriski prognoosimise mudelite koostamine,
7. ettevõtte jaoks kõige kasulikuma mudeli välja selgitamine.

Käesolev töö koosneb kahest peatükist; kumbki peatükk jaguneb omakorda alapunktideks. Töö esimene peatükk koosneb teemakohasest varasemast kirjandusest ja kannab pealkirja „Krediidiriski prognoosimise teoreetilised alused“. Antud peatüki esimeses alapunktis tutvustatakse krediidiriski olemust ja mõõtmist, ning kuidas on aja jooksul krediidiriski prognoosimisele lähenetud ja millised on olnud arengud. Teises alapunktis tutvustatakse muutujaid mida on võimalik krediidiriski prognoosimisel kasutada. Kolmandas alapunktis tutvustatakse erinevaid meetodeid, millega on võimalik krediidiriski prognoosida. Neljandas alapunktis antakse ülevaade varasemalt koostatud krediidiriski prognoosimise mudelitest. Seal tuuakse välja, missugused on olnud varasemalt koostatud mudelite klassifitseerimise täpsused ja millised on olnud kasutatud

muutujad. Töö teoreetilises peatükis kasutatakse peamiselt ingliskeelseid teadusartikleid.

Töö teine peatükk koosneb autori poolt teostatud andmete töötlustest ja analüüsist ning kannab pealkirja „Krediidiriski prognoosimise empiiriline analüüs“. Antud peatüki esimeses alapunktis antakse ülevaade ettevõttest, tutvustatakse müüdavaid tooteid ja teenuseid, antakse ülevaade klientidest, klientidele pakutavatest maksetingimustest ja maksetingimuste määramise korrast. Samuti tutvustatakse andmeid, mille põhjal hakatakse looma krediidiriski prognoosimise mudeleid. Teises alapunktis teostatakse statistilisi teste ja koostatakse kolm erinevat logistilisel regressioonianalüüsil põhinevat krediidiriski prognoosimise mudelit. Kolmandas alapunktis arutleb autor võimalike situatsioonide üle, kuidas kliendid käituda võivad ja kuidas see võiks mõjutada ettevõtte tegevust. Analüüsi läbi viimiseks vaadatakse Amari Metals OÜ kliente aastatel 2012–2014 ja valitakse välja need kliendid, kelle baasil hakatakse looma krediidiriski prognoosimise mudelit. Ettevõtetele vajalike finantssuhtarvude arvutamiseks kasutatakse ettevõtete majandusaasta aruannete andmeid aastatel 2010–2013. Majandusaasta aruanded saadakse Registrite ja Infosüsteemide Keskuse (RIK) andmebaasist. Lisaks kasutatakse ka ettevõtete maksekäitumist Amari Metals OÜ-le teostatud laekumiste põhjal.

Magistritööd iseloomustavad järgmised märksõnad: krediidirisk, krediidiriski prognoosimine, krediidiriski prognoosimudeli koostamine, krediidiriski realiseerumine, logistiline regressioonianalüüs, finantssuhtarvud.

1. KREDIIDIRISKI PROGNOOSIMISE TEOREETILISED ALUSED

1.1. Krediidiriski ja krediidiriski prognoosimise olemus

Tänapäeval, mil konkurents ärimaastikul aina tiheneb ja ettevõtete vahel käib tihe võitlus klientide pärast, on krediidiriski prognoosimisest saanud väga oluline osa ettevõtte riskijuhtimises. Krediidiriski ja krediidiriski prognoosimist on erinevad autorid defineerinud veidi erinevalt. Beaver (1966: 80) on öelnud, et krediidirisk on kliendi võimetus tasuda finantskohustusi õigeaegselt. Abdou ja Pointon (2011: 60) on krediidiriski prognoosimist defineerinud kui statistilise mudeli koostamist ja kasutamist, et aidata langetada krediidi andmise otsust. Hand ja Henley (1997:523) defineerisid krediidiriski prognoosimist kui protsessi, mille käigus prognoositakse tõenäosus, et klient jätab maksejõuetuse tõttu võetud kohustuse tagasi maksmata. Thomas, Edelman ja Crook (2002: 1) aga kui kogumikku otsustest ja otsuste tegemiseks kasutatavatest tehnikates, et aidata langetada krediidi andmise otsust. Anderson (2007) soovitas mõiste krediidirisk jagada kaheks – krediidiks ja riskiks, kus mõiste krediit tähendab „osta praegu, maksa hiljem“. See tuleneb ladinakeelsest sõnast *Credo*, mis tähendab „ma usun“ või „ma usaldan“. Mõiste „risk“ tähendab numbrilist näitajat, mis näitab riski suurust ja väljendab tõenäosust, et kliendil võivad tekkida makseraskused. (Anderson 2007, viidatud Abdou, Pointon 2011: 60 vahendusel) Hand ja Henley (1997: 523) on defineerinud krediiti ka kui kliendile usaldatud raha hulka, mis tuleb kliendil tagasi maksta.

Käesoleva töö kontekstis käsitleb autor krediidiriski kui ohtu, et klient ei tasu oma kohustusi vastaspoole ees kokkulepitud ajaks. Krediidiriski prognoosimist aga kui tõenäosuse leidmist, et klient ei täida võetud kohustusi õigeaegselt. Antud definitsioonid baseeruvad varasematel definitsioonidel ja on nende kokkuvõtlik tõlgendus autori poolt.

Krediidiriski prognoosimise roll on viimase sajandi jooksul drastiliselt muutunud, alustades passiivsetest prognoosimise meetodite loomisest, kuni strateegiliste plaanide loomiseni välja (Abdou *et al.* 2008: 1275). Algselt loodi krediidiriski prognoosimise meetod pankadele ja teistele finantsinstitutsioonidele. Selle tingis asjaolu, et hilistel 1960ndail kogusid populaarsust krediitkaardid, mida iga päev taotles arvukalt inimesi. See tekitas vajaduse luua automaatne süsteem, mis aitaks langetada krediidi andmise otsust. Pangad leidsid, et statistilised meetodid on palju parema prognoosivõimega kui subjektiivsed meetodid. Krediidiriski prognoosimise mudelite kasutusele võtmisega vähenes pankades kohustuste mittetäitmise arv 50% võrra. Tänu krediitkaartide edule hakkasid 1980ndail pangad kasutama krediidiriski prognoosimist ka teiste pakutavate toodete jaoks nagu personaallaenu, kodulaenu ja ärialaenu. Arenev arvutitehnika andis võimaluse luua erinevaid prognoosimise mudeleid. 1980ndail olid logistiline regressioonanalüüs ja diskriminantanalüüs kaks peamist tehnikat, mis krediidiriski prognoosimiseks kasutati. Hiljem loodi lisaks eksperthinnang ja närvivõrkude meetod. (Thomas *et al.* 2002: 3–4) Ajapikku leidis krediidiriski prognoosimine kasutust ka teistel tegevusaladel väljaspool pankasid.

Klientide makseraskused viitavad kapitali ebaefektiivsele kasutamisele. See aga võib põhjustada nii ajutist kui püsivat maksejõuetust, mis võib lõppeda ettevõtte tegevuse lõpetamise või isegi pankroti välja kuulutamise. Ajutise maksejõuetuse puhul tekib kliendil lühiajaline maksetega viivitamine, mis võib mööduda või püsivaks maksejõuetuseks muutuda. Ajutist maksejõuetust on defineeritud kui ettevõtte suutmatuse võetud kohustusi vähemalt ajutiselt täita (Platt HD., Platt MB. 2002: 184). Püsiv maksejõuetus on aga olukord, kus ettevõtte ei ole jäädavalt võimeline oma kohustusi täitma. See toob kaasa ettevõtte tegevuse lõpetamise või isegi pankroti välja kuulutamise. Pankrot on võlgniku kohtumäärusega väljakuulutatud maksejõuetus ([Pankrotiseadus](#)). Võlgnik on maksejõuetu, kui ta ei suuda rahuldada võlausaldaja nõudeid ja see suutmatuse ei ole võlgniku majanduslikust olukorrast tulenevalt ajutine. Juriidilisest isikust võlgnik on maksejõuetu ka siis, kui võlgniku vara ei kata tema kohustusi ja selline seisund ei ole võlgniku majanduslikust olukorrast tulenevalt ajutine. ([Pankrotiseadus](#)) Pankrotil võib aga olla palju tõsisem tagajärg, kuna võib põhjustada erinevaid raskusi või kriise nii tegevusharu, riigisisese, kui isegi rahvusvahelisel tasandil (Laitinen, Suvas 2013: 1).

Et vähendada ettevõtlusega seotud krediidi- või pankrotiriski, on loodud erinevatel andmetöötluse meetoditel põhinevad mudelid (Liang *et al.* 2015: 289). Kõigil juhtudel läbitakse järgnevad sammud (Abdou, Pointon 2011: 60):

- 1) andmete kogumine,
- 2) muutujate klassifitseerimine,
- 3) mudeli valik,
- 4) muutujate analüüsimine,
- 5) muutujate hindamine,
- 6) otsuse langetamine.

Krediidiriski prognoosimisel kasutatakse aja jooksul kogutud kogemusi, kus võrreldakse kliendi andmeid ja omadusi klientidega, kes on oma kohustused ettevõtte ees juba täitnud (*Ibid.* 2011: 60–61). Traditsiooniline lähenemisviis ettevõtte krediidiriski prognoosimisel on koostada mudel, mis võimaldab arvesse võtta erinevaid kvantitatiivseid ja kvalitatiivseid muutujaid (Atiya 2001: 929). Protsess hõlmab endas nii kvantitatiivset, kvalitatiivset kui juriidilist analüüsi. Kvantitatiivne analüüs seisneb põhiliselt finantsanalüüsi teostamises ja kvalitatiivne analüüs nii firma juhtkonna kompetentsuse hindamises, kui ka hinnangu andmises firma tööstusharu kasvupotentsiaalile ja haavatavusele mitmesuguste šokkide suhtes. (Masso, Juhkam 2002: 79)

Üldiselt liigitatakse kliendid kahte gruppi, „hea“ ja „halb“. Sellise grupeerimise puhul on „hea“ klient see, kes on arve tasunud määratud tähtajaks, „halb“ klient aga on arve tasunud peale tähtaja saabumist. Uueks lähenemisviisiks võib saada klientide liigitamine kolme gruppi, „hea“, „halb“ või „kehv“. (Abdou *et al.* 2008: 1277–1278) Mitte kõik kliendid ei ole alati „head“ või „halvad“. Mõned on grupis tugevamad või nõrgemad kui ülejäänud ja selliste klientide jaoks on loodud liigitus „kehvad“. (Baestaens 1999: 227; Mays 2004: 75) See võimaldab „kehvade“ gruppi kuuluvate ettevõtete puhul enne otsuse langetamist koguda lisaks andmeid ja teostada lisaanalüüs. Krediidiriski prognoosimiseks on pakutud ka liigitamist nelja gruppi, „head“, „halvad“, „kehvad“ ja „kogemused puuduvad“. „Kogemused puuduvad“ gruppi kuuluvad kliendid, kes on ettevõtte kliendiks olnud vähem kui 6 kuud ja kelle maksekäitumise kohta ei ole veel piisavalt informatsiooni. (Thomas *et al.* 2002: 123)

Oluline koht krediidiriski prognoosimisel ja mudeli koostamisel on krediidiriski realiseerumise aja määratlemine, mille alusel kliente liigitada. Selleks määratakse arve maksetähtaja ületanud päevade arv. Kliendid, kelle arved on tasutud enne määratud tähtaega, liigitatakse „heaks“ ja pärast tähtaega laekunud arvetega kliendid „halvaks“. Kuna puudub kindel seisukoht klientide liigitamisel, saab iga analüütik ise otsustada, millisel juhul liigitub klient „heade“, „kehvade“ või „halbade“ gruppi. See oleneb konkreetsest ettevõttest ja tema riskitaluvusest. Näiteks on kasutatud kahte gruppi: tähtaega kuni 59 ületav klient liigitatakse „heade“ gruppi ja alates 60 päeva tähtaja ületamist asetab kliendi „halbade“ gruppi. (Mays 2004: 147–148) Liigitamisel on arvestatud ka tähtaegade korduvat ületamist. Kui klient on analüüsitaval perioodi maksetähtaega ületanud kahel korral 30 päeva, võib teda lugeda veel „heaks“ kliendiks. Tähtaja ületamist alates kolmest korrast peetakse aga „halva“ kliendi tundemärgiks. (*Ibid.* 2004: 74) Klientide kolme gruppi liigitamisel on kasutatud erinevaid kriteeriume. Näiteks „heade“ gruppi liigitatakse ettevõtted, kes ei ole kordagi tähtaega ületanud rohkem kui 29 päeva. „Kehvade“ gruppi liigitatakse kliendid, kes on maksetähtaega ületanud 30–59 päeva, või maksmata on kaks tähtaja ületanud arvet. „Halba“ gruppi liigitatakse siis, kui tähtaega on ületatud 60 päeva või enam, või kui klient ei ole tasunud õigeaegselt kolme arvet. (Thomas *et al.* 2002: 123; Mays 2004: 147) On kasutatud ka rangemat hindamist, kus „heade“ gruppi liigitatakse ettevõtted, kes ei ole kordagi tähtaega ületanud. „Kehvade“ gruppi kliendid, kes on maksetähtaega ületanud 1–29 päeva. „Halba“ gruppi liigitatakse tähtaja ületamine alates 30 päevast. Seda liigitamist on peetud ka standardseks lähenemiseks, mille eesmärk on täpsem ja parem riski prognoosimine. (*Ibid.* 2004: 147)

On täheldatud, et krediidiriski on tunduvalt keerulisem ette prognoosida kui pankrotti, just esimese ebamäärase alguse tõttu. On leitud, et enamus ettevõtteid on heas finantsolukorras aasta enne ajutise maksevõimetuse tekkimist ja see eelneb pankrotile kuni kolm aasta (Platt H. D., Platt M. B. 2002: 188). Krediidiriski ja pankroti prognoosi mudelid erinevad selle poolest, et pankroti prognoosimise mudeli eesmärk on prognoosida, kas ja millal klient võib minna pankrotti. Krediidiriski prognoosimise eesmärk on aga leida, kas klient klassifitseerub kõrge või madala krediidiriski gruppi (Liang *et al.* 2015: 289). Mudelid sarnanevad aga selle poolest, et kasutatakse samu

meetodeid ja ka muutujad on suures osas sarnased. Küll aga on pankroti prognoosimine kergem ja tulemused täpsemad, kui krediidiriski prognoosimisel.

Kliendile krediidi andmise otsuse võib langetada subjektiivse ehk mittestatistilise meetodi või statistilise meetodi abil. Subjektiivne tehnika toetub hindaja teadmistele ning varasematele ja praegustele krediidianalüüsi kogemustele, võimaldades lihtsamalt arvesse võtta ka kliendi reputatsiooni, kohustuste tagasimakse võimekust, garantiisid ja kliendi karakterit. (Abdou *et al.* 2008: 1275) Subjektiivse meetodi ohuks peetakse seda, et tulemus on paljuski seotud analüütiku kogemuse, järjepidevuse, riski tunnetuse ja sellega, kas analüütik on otsuse tegemisel kallutatud või mitte. Subjektiivse hindamise tugevuseks võib pidada seda, et lihtsam on võtta arvesse ka kvalitatiivseid karakteristikuid. (Abdou, Pointon 2011: 59) Statistiliste meetodite loomisel on aluseks võetud suurel hulgal näiteid ja kogemusi klientidega. Rohkem kui analüütik suudaks meeles pidada ja subjektiivse hindamise puhul arvesse võtta. Kasutades murdepunkti, saab analüütik kiirelt kliendid jaotada krediidisobivateks ja –sobimatuteks. (Abdou *et al.* 2008: 1276) Rakendades statistilisi krediidiriski prognoosimise mudeleid järjepidevalt, muutub see aja jooksul hästi toimivaks ja ise opereerivaks protsessiks, mis aitab langetada kiirelt krediidi andmise otsuseid. Et statistilised mudelid prognoosiks kliente õigesti, tuleb kasutatavat mudelit siiski regulaarselt korrigeerida ja täiendada. Selle meetodi kõige suuremaks tugevuseks peetakse seda, et andmeid ja analüüsi tulemusi saab lihtsalt tõlgendada. Seda ka juhul, kui analüüsi on läbi viinud erinevad analüütikud, või kasutades erinevaid statistilisi prognoosimise meetodeid. (Abdou, Pointon 2011: 60–62) Keerulisematel statistilistel prognoosimise meetoditel on lisaks mitmeid eeliseid subjektiivsete meetodite ees. Näiteks suudavad nad kindlaks määrata muutuja olulisust prognoosis, võimaldavad selgitada tulemusi ja neid kasutades on võimalik leida probleemidele lahendusi. (Kim 2011: 442) Kuna statistilistes mudelites kasutatakse aja jooksul erinevate klientidega kogutud kogemusi, kasutatakse vaid neid muutujaid, mis on statistiliselt olulises seoses klientide maksedistsipliiniga (Abdou, Pointon 2011: 60–62). Seega vajatakse otsuse tegemiseks vähem muutujaid.

Positiivse tagasiside kõrval on krediidiriski prognoosimine saanud ka mõningast kriitikat. Eriti just statistiliste tehnikate ja andmete kohta (Abdou *et al.* 2008: 1276).

Krediidiriski prognoosimise probleemsete kohtadena on välja toodud järgmist (Abdou, Pointon 2011: 62; Hand, Henley 1997: 525):

- 1) aeg-ajalt kasutatakse prognoosimisel karakteristikuid, mis näitavad klienti pigem halvast kui heast küljest. See teeb mudeli ebatäpseks ja valesid tulemusi genereerivaks;
- 2) mudel ei ole standardne ja erinevad ettevõtted kasutavad prognoosimisel erinevaid andmeid;
- 3) analüütiku koolitamine on kallid ja kõik ettevõtted ei saa seda endale lubada;
- 4) aja jooksul toimuvad kliendibaasis muutused. Uued kliendid võivad olla teistsuguste karakteristikutega, kui need, kelle baasil oli hindamise mudel eelnevalt koostatud. See vähendab mudeli prognoositäpsust ja tekib vajadus mudel regulaarselt üle vaadata, et arvestada uute klientide karakteristikutega.

Kriitikast hoolimata peetakse krediidiriski prognoosimist siiski üheks olulisemaks etapiks krediidi andmise protsessis (Abdou *et al.* 2008: 1276).

Krediidiriski on võimalik prognoosida nii olemasolevatel kui uutel klientidel. Ühed teadlased on fokuseeritud just olemasolevate klientide analüüsimisele ja teised jällegi uute klientide analüüsimisele. Viimastel aastakümnetel on uute klientide analüüs saanud oluliseks osaks krediidiriski prognoosi mudelite loomisel. (*Ibid.* 2008: 1277) Uute klientide analüüsimisel on välja toodud mõned probleemsed kohad, nagu erinevate oluliste andmete, näiteks varasem maksekäitumine, kättesaadavus (Orgler 1970: 438). Samuti uute klientide karakteristikute erinevus võrreldes olemasolevate klientidega, mistõttu võib prognoosimudel anda valesid tulemusi (Hand, Henley 1997: 525).

Krediidiriski prognoosimisel ning „heade“ või „halbade“ klientide grupeerimisel on võimalik teha kahte tüüpi vigu. I tüüpi viga tehakse, kui halbade klientide gruppi kuuluv ettevõtte liigitatakse heade gruppi ja II tüüpi viga puhul liigitatakse heade klientide gruppi kuuluv ettevõtte halbade gruppi (Balcaen, Ooghe 2006: 65). I tüüpi viga nimetatakse ka krediidiveaks, ning II tüüpi viga äriliseks või kommertsveaks (Baestaens 1999: 233). On leitud, et I tüüpi viga on kulukam, kui II tüüpi viga. Selle põhjenduseks on välja toodud erinevad selgitused. Näiteks sisaldab I tüüpi viga äritegevuse kahjumit ja kohtukuluseid, mida tehakse võla sissenõudmisel (Bellovary *et al.* 2007: 9). Kahjustada võib saada ka

firma maine (Bellovary *et al.* 2007: 9). II tüüpi vea puhul jääb kahju kaudseks. See sisaldab pahaseid kliente, kes lõpetavad kliendisuhete, ja sellega seoses saamata jäänud kasumit. I ja II tüüpi vigade minimeerimiseks kasutatakse murdepunkti, mis jaotab kliendid „headeks“ ja „halbadeks“. (Baestaens 1999: 233)

Krediidiriski on igal ettevõttel võimalik kontrolli all hoida ja vähendada rakendades näiteks mõnda all nimetatud meetodit:

- 1) krediidiriski prognoosimise mudeli loomine ja selle regulaarne ülevaatamine,
- 2) regulaarne klientide analüüs,
- 3) krediidilimiitide seadmine,
- 4) krediidikindlustuste kasutamine.

1.2. Krediidiriski prognoosimiseks kasutatavad muutujad

Krediidiriski prognoosimiseks on võimalik kasutada erinevaid muutujaid (Abdou, Pointon 2011: 66). Väga paljudes uuringutes on muutujatena kasutatud kvantitatiivseid muutujaid ehk finantssuhtarve, mis on jagatis finantsaruannetest pärinevatest arvudest (Beaver 1966: 71–72). Finantssuhtarvude ajalugu ulatub 19. sajandi lõppu, kui loodi esimesed suhtarvud (Giacomino, Mielke 1993: 55). Peale seda on loodud palju finantssuhtarve, mille kasutamine on laialt levinud nii teadlaste kui erinevate tegevusalade praktikute hulgas (*Ibid.* 1993: 55; Beaver 1966: 71). Esialgsetes uuringutes kasutati prognooside tegemisel vaid teatud aasta või paari aasta finantssuhtarve. Kuigi ettevõttel analüüsiti vaid teatud ajavahemikku, on ettevõtte üldine käekäik siiski aastate pikkuse sisepoliitika tulemus. Seetõttu leiti, et suhtarve tuleb analüüsida pikema aja jooksul, et saada rohkem informatsiooni ettevõttes aset leidvate sündmuste kohta. (Dimitras *et al.* 1996: 488) Suhtarvude analüüs aitab hinnata ettevõtte finantsolukorda ja see on olnud üks tulemuslikemaid töövahendeid finantsraskuste hindamisel (Delen *et al.* 2013: 3970). See aga eeldab, et analüütik valib analüüsi valimi suhtarvudest, mis sisaldavad ettevõtte jaoks asjakohast informatsiooni ja annavad olulisimat infot ettevõtte käekäigu kohta (Courtis 1978: 371).

Jardin (2009) on väljatoonud, et viimase 40 aasta jooksul on mudelite koostamisel kasutatud rohkem kui 500 erinevat finantssuhtarvu. Sinna kuuluvad vaid need

suhtarvud, mida on kasutatud lõppmudelites, mitte suhtarve, mida on esialgsetes testides kasutatud, kuid hiljem lõppmudelitest välja jäetud (Jardin 2009: 42). Raamatupidamise ja finantsjuhtimise alased käsiraamatud jagavad üldiselt finantssuhtarvud järgmistesse kategooriatesse (Delen *et al.* 2013: 3970):

- 1) likviidsuse ehk lühiajalise maksevõime suhtarvud,
- 2) kasumlikkuse ehk rentaablu suhtarvud,
- 3) finantsvõimenduse ehk pikaajalise maksevõime suhtarvud,
- 4) varade kasutamise ehk efektiivsuse suhtarvud.

Kirjandusest võib leida lisaks veel teistsuguseid suhtarvugruppe. See tuleneb sellest, et puudub kindel suhtarvude liigitus ning iga analüütik saab grupeerimisel lähtuda vastavatest vajadustest ja analüüsi eesmärgist.

Likviidsuse ehk lühiajalise maksevõime suhtarvud väljendavad ettevõtte võimet tasuda tähtaegselt lühiajalisi kohustusi (Delen *et al.* 2013: 3970) ja seda ka juhul, kui ettevõtte peaks oma tegevuse lõpetama (Courtis 1978: 381). Ettevõtted, kellel on madal likviidsus, omavad suuremat riski jätta oma kohustused täitmata (Hazak, Männasoo 2007: 8). Kõige rohkem on nendest näitajatest huvitatud tarnijad, kes tahavad, et nende esitatud arve müüdud kauba eest saaks õigeaegselt tasutud. Samuti annavad likviidsuse suhtarvud olulist informatsiooni töötajale, kes on huvitatud, et tasu tehtud töö eest makstakse õigeaegselt.

Kasumlikkuse ehk rentaablu suhtarvud näitavad, kas ettevõttel on piisav tootlikkuse tase, et püsida äritegevuses. Kasumlikkuse suhtarvud on tavaliselt mingi taseme kasumi ning varade, omakapitali või müügitulu jagatis (Delen *et al.* 2013: 3970) ja jagunevad üldiselt kaheks: investeringu ja müügi kasumlikkus (Courtis 1978: 379–380). Kõige rohkem on nende suhtarvude informatsioonist huvitatud ettevõtte omanikud, kelle rikkus on tugevas seoses ettevõtte kasumlikkusega. Madal kasumlikkus näitab ettevõtte võimetust muuta tuluallikad kasumiks (Hazak, Männasoo 2007: 8) ja see võib investoritele kaasa tuua oodatust väiksema tulunormi. Kahjud võivad lõpuks viia olukorran, kus ettevõtte ei ole võimeline oma kohustusi täitma (Hazak, Männasoo 2007: 8).

Finantsvõimenduse ehk pikaajalise maksevõime kordaja näitab ettevõttes võõrkapitali kasutamise taset. Ettevõtte, kellel on kõrge finantsvõimenduse tase, on suurema riskiga, kuna ta ei pruugi võetud kohustusi õigeaegselt tasuda. Samuti on sellisel ettevõttel suure tõenäosusega raske vajadusel saada lisa võõrkapitali. (Hazak, Männasoo 2007: 7-8) Finantsvõimenduse kordaja on kreditoridele indikaatoriks, kui riskantne võiks olla investeerimine ettevõttesse (Delen *et al.* 2013: 3970). Samuti on finantsvõimenduse kordajast huvitatud tarnijad, kes soovivad ettevõttega pikaajalist koostööd. Üheks finantsvõimenduse puuduseks on nimetatud seda, et kasutatavad finantsandmed baseeruvad raamatupidamislikul väärtusel, mitte turuväärtusel (Hazak, Männasoo 2007: 8).

Varade kasutamise ehk efektiivsuse suhtarvud näitavad, kui edukalt ettevõtte genereerib tulusid läbi varade kasutamise (Delen *et al.* 2013: 3970). Madal efektiivsuse tase viitab suuremale riskile, sest varad ei loo piisavat müügitulu. See aga võib viia situatsioonini, kus ettevõtte ei suuda täita oma kohustusi. (Hazak, Männasoo 2007: 9)

Kõige olulisema finantsraskuste prognoosijana on välja toodud lühiajalise maksevõime ehk likviidsuse grupi suhtarve (Dimitras *et al.* 1996: 493; Platt H. D., Platt M. B. 2002: 193). Kreditoride seisukohalt vaadatuna on seda parem, mida suurem on antud suhtarvu väärtus. Ettevõtte poolt vaadatuna näitab suhtarvu liialt kõrge väärtus ressursside ebaefektiivset kasutamist. (Krumm, Teearu: 19) Väga palju on likviidsust hindavates suhtarvudest kasutatud suhtarve, mis hindavad käibevara suhet lühiajalistesse kohustustesse ja käibevara suhet koguvaradesse (Bellowary *et al.* 2007: 42). Veel on erinevates uuringutes leitud, et väga kõrget prognoosivõimet omavad finantsvõimenduse ja kasumlikkuse suhtarvude grupid (Charitou *et al.* 2004: 481). Finantsvõimenduse suhtarvudest on palju kasutatud laenukohustuste suhet koguvaradesse ja kõigi kohustuste suhet koguvaradesse. Kasumlikkust hindavatest suhtarvudest on enim kasutatud puhaskasumi suhet koguvaradesse. (Bellowary *et al.* 2007: 42)

Ettevõtte käekäiku ja tulevikku aitavad lisaks finantsnäitajatele prognoosida ka mittefinantsnäitajad, nagu juhtkonna taustainformatsioon (Dimitras *et al.* 1996: 489), ettevõtte põhitegevusala, vanus, kliendi soovitud või talle pakutav krediidi suurus ning maksuvõlad (Abdou, Pointon 2011: 66). On leitud, et mudelid, kus on kasutatud nii

finants- kui mittefinantsnäitajaid, on andnud täpsemaid tulemusi, kui mudelid, kus on kasutatud vaid finantsnäitajaid või mittefinantsnäitajaid. Samas, mudelid, kus on kasutatud vaid finantssuhtarve, on andnud täpsemaid tulemusi, kui need, kus on kasutatud mittefinantsnäitajaid. (Jardin 2009: 42)

Prognoosimudelid finantssuhtarvude kasutamise eeliseks on see, et nende arvutamiseks vajalikku infot on lihtsam hankida ning mudelit on lihtsam mõista ja tõlgendada kui mittefinantsandmete baasil koostatud mudelid. Samuti muudavad finantssuhtarvude tulemused erinevate ettevõtete võrdlemise lihtsamaks. (*Ibid.* 2009: 41-42) Peamiseks piiranguks muutujate valikul on andmete kättesaadavus (Dimitras *et al.* 1996: 492). Veel on märgitud, et muutujate valik mudelites erineb sektorite ja riikide lõikes, kus ettevõtte tegutseb (*Ibid.* 1996: 489).

Positiivse tagasiside kõrval on finantssuhtarvude kasutamine saanud ka mõningast kriitikat. Finantssuhtarvude arvutamiseks kasutatakse ettevõtete finantsaruandeid, mille puhul eeldatakse, et ettevõtte finantsseisundit ja jätkusuutlikust on kajastatud korrektelt. Kuigi see tundub võimatu, on tuvastatud hulgaliselt juhuiseid, kus finantsaruannetes on esitatud ebaõiget infot. Seda eriti ettevõtete puhul, kellel on tekkinud raskusi. Raskustes ettevõtted korrigeerivad oma tulemusi ülesse poole ja annavad nii ettevõtte seisundist tunduvalt positiivsema ettekujutuse. Finantsaruannetesse tuleks kriitiliselt suhtuda just väikeste firmade puhul, sest neil puudub sisemine kontrollsüsteem ja aastaaruande õigsust ei kontrolli audiitor. (Balcaen, Ooghe 2006: 82) Seetõttu soovitatakse kasutada lisaks finantsnäitajatele ka mittefinantsnäitajaid. See annab mudelile juurde usaldusväärsust ning aitab klienti vaadata veidi laiemalt ja erinevate nurkade alt.

Põhiliseks finantssuhtarvude kasutamise ohuks on võimalus multikollineaarsuse tekkeks. Multikollineaarsuse tekkeks on eriti suur oht, kui mitmete finantssuhtarvude arvutamiseks on kasutatud samu finantsnäitajaid. (Horrigan 1965: 560) Mudelis olevale multikollineaarsusele viitavad näiteks suured usalduspiirid või standardhälbed. Samuti ka ebaloogiline märk ühel või mitmel parameetril. Multikollineaarsust saab vältida kasutades väikest arvu erinevaid suhtarve, mis aga tähendab, et need suhtarvud tuleb valida väga hoolikalt. (Pindado, Rodrigues 2004: 54) Samuti saab multikollineaarsust

vähendada või eemaldada faktoranalüüsi teel, või kasutades samm-sammulist lähenemisviisi (Dimitras *et al.* 1996: 492).

Tabel 1.1 Näiteid muutujatest ja valimi suurustest krediidiriski prognoosimisel

	Autor ja aasta	Valimi suurus	Esialgses mudelis kasutatud muutujate arv	Lõppmudelisse jäänud muutujad
1	Srinivasan, Kim 1987	215	6 finantssuhtarvu,	1) käibevara / lühiajalised kohustused, 2) likviidsed varad / lühiajalised kohustused, 3) netovara/koguvõlg, 4) puhaskasum / varad kokku
			2 mittefinants-näitajat	5) eelnev maksekäitumine
2	Pindado, Rodrigues 2004	1922	42 finantssuhtarvu	1) laenukulud / sissetulekud kokku, 2) akumulieeritud kasum / varad kokku
3	Orgler 1970	300	20 finantssuhtarvu,	1) käibekapital/ käibevara
			5 mittefinants-näitajat	2) kindlustatud = 1, kindlustamata = 0, 3) tähtaja ületanud = 0, tähtaega mitte ületanud = 1, 4) auditeeritud = 1, auditeerimata = 0, 5) netokasum >0 = 1, netokasum < 0 = 0; 5) ettevõtte kohta on tehtud negatiivseid märkusi= 0, ettevõtte kohta ei ole negatiivseid märkusi = 1 0 = "halb", 1 = "hea"
4	Hazak, Männasoo 2007	22 699	12 finantssuhtarvu	1) kohustused kokku / varad kokku 2) käibevarad / lühiajalised kohustused, 3) äri kasum / neto müügitulu, 4) kasum pärast makse / varad kokku
5	Platt H. D., Platt M. B., 2002	86	13 finantssuhtarvu	1) äritegevuse rahavoog / müügitulu; 2) käibevarad / lühiajalised kohustused, 3) põhivara/ varad kokku, 4) pikaajalised võlad / omakapital, 5) rahavoo kasv (%), 6) kohustused kokku / varad kokku
6	Balan <i>et al.</i> 2015	248	5 finantssuhtarvu	1) kohustused kokku / omakapital kokku, 2) neto tulu / omakapital kokku, 3) neto kasum / müügitulu.

Allikas: autori koostatud.

Kirjanduses on palju arutletud nii muutujate arvu kui valimi suuruse üle mudelis. On leitud, et muutujate valik oleneb koostatavast mudelist, andmete iseloomust ja sellest, millised muutujad on antud ettevõttele olulised (Abdou, Pointon 2011: 67) Seega puudub mudelis kasutatav optimaalne muutujate arv. Samuti on erinevates riikides kasutatud erinevaid muutujaid. Ka valimi suuruse kohta on palju diskuteeritud. Valimi

suurus sõltub põhiliselt andmete kättesaadavusest, kuid siiski on leitud, et suurem valim on parem ja annab täpsemaid tulemusi (Abdou, Pointon 2011: 67).

Järgnevalt annab töö autor ülevaate erinevates uuringutes kasutatud valimi suurusest, muutujate arvust ja muutujatest, mis osutusid uuringus olulisemateks prognoosijateks. Allpool asuvas tabelis 1.1 on kasutatud krediidiriski prognoosimise uuringud. Tabelis 1.2 on võrdluseks toodud uuringud pankroti prognoosimisest.

Tabelist 1.1 on näha, et koostatud uuringutes on kasutatud väga erinevat valimi suurust ja muutujate arvu. Samuti on koostatud uuringutes kasutatud muutujateks nii finantssuhtarve kui mittefinantsilisi näitajaid. Tabelist on näha, et finantssuhtarvudest on kõige rohkem lõppmudelites esinenud suhtarv käibevara / lühiajalised kohustused, mis kuulub likviidsuse suhtarvude gruppi. See annab kinnitust erinevate teadlaste väitele, et likviidsuse suhtarvude gruppi kuuluvad suhtarvud on head prognoosijad.

Tabel 1.2 Näiteid muutujatest ja valimi suurusest pankroti prognoosimisel

	Autor ja aasta	Valimi suurus	Esialgses mudelis kasutatud muutujate arv	Lõppmudelisse jäänud muutujad
1	Altman 1968	66	22 finantssuhtarvu	1) käibekapital / varad kokku, 2) jaotamata kasum / varad kokku, 3) kasum enne intresse ja makse / varad kokku, 4) omakapitali turuväärtus / võla bilansiline väärtus , 5) müügitulu / varad kokku
2	Beaver 1966	158	30 finantssuhtarvu	1) rahavood/koguvõlg, 2) netotulu / varad kokku, 3) koguvõlgnevus / varad kokku, 4) käibekapital / varad kokku, 5) käibevara / lühiajalised kohustused
3	Charitou <i>et al.</i> 2004	102	26 finantssuhtarvu	1) jaotamata kasum / varad kokku, 2) kasum enne intresse ja makse / kogu võlgnevus, 3) äritegevuse rahavoog / kogu võlgnevus, 4) äritegevuse rahavoog / lühiajalised kohustused, 5) koguvõlgnevus / varad kokku

Allikas: autori koostatud.

Tabelist 1.2 on näha, et ka pankroti prognoosimisel on kasutatud väga erinevat valimi suurust ja muutujate arvu. Pankroti prognoosimisel on olulisteks muutujateks osutunud finantssuhtarvud käibekapital / varad kokku, jaotamata kasum / varad kokku ja kogu võlgnevus / varad kokku. Koostatud tabelid annavad kinnitust, et prognoosi mudelite koostamisel lähtutakse muutujate valikul konkreetse ettevõtte või tegevusharu spetsiifikast ja uuringu eesmärgist. Samuti võib muutujate valikul ja valimi suurusel määravaks saada andmete kättesaadavus.

Paljud ettevõtted ei ole teadlikud või ei oska märgata signaale, mis annavad märku algavast või juba alanud ettevõtte allakäigust. Ettevõtte allakäiku aitavad tuvastada ja mõõta finantsaruannetest saadavad andmed, mis kajastavad möödunud perioode. Ettevõtte allakäiku on defineeritud kui finantsnäitajate, nagu müügi või kasumi, langust (Weitzel, Johnsson 1991: 7–8). Veel on märgitud, et finantsraskust saab prognoosida läbi negatiivse äritulu, maksmata jäänud dividendide või ettevõttes toimuvate suurte muudatuste kaudu (Platt H. D., Platt M. B. 2002: 187).

Weitzel ja Johnsson (1989: 97–107; 1991: 11–19) on kirjeldanud, kuidas finantsnäitajad hoiatavad ja aitavad prognoosida ettevõtte allakäiku. Ettevõtte allakäiku on nad kirjeldanud kui viieastmelist protsessi, mis koosneb järgmistest etappidest:

- 1) **pimeala etapp** – ettevõtte ei tunneta või puudub oskus näha nii sisemisi kui välimisi ohumärke, mis pikemas perspektiivis võivad ohustada ettevõtte edukat toimimist. Ettevõtted satuvad pimedasse alasse – puuduvad selged eesmärgid ja otsustamise kriteeriumid ning kasutatakse vananenud organisatsiooni struktuuri. Pimedat ala iseloomustavad näiteks muutused klientide soovides, klientide rahulolematust toodete või teenustega, muudatused seadustes, valitsuse regulatsioonides või tehnoloogias. Et mitte sattuda pimedasse alasse või et väljuda sealt võimalikult kiiresti, peab juhtkond aktiivselt hindama väliseid trende ja ettevõttesisest ebakindlust.
- 2) **tegevusetuse etapp** – ettevõtte sees hakatakse märkama tulemuslikkuse langust ja ohte, millega on vaja tegelema hakata. Näiteks, allakäigust annavad märku vähenevad müüginumbrid ja vähenev kasum. Samuti suureneb soetatud varude osakaal ja tekib varude ülejääk. Osaliselt hakkavad langema ka finantssuhtarvud. Selles etapis ei ole kolmandatel isikutel alati võimalik kindlalt eristada edukaid

ettevõtteid ebaedukatest. Kui ettevõtte juhtkond selles etapis midagi ette ei võta, siis ettevõtte probleemid aina süvenevad ja raskusi on võimalik tuvastada juba kolmandatel isikutel. Juhtkonna tegevusetus võib olla põhjustatud väga erinevatest situatsioonidest. Näiteks võidakse kasutada „ootame ja vaatame“ poliitikat ja loodetakse, et probleem laheneb iseenesest. Samuti võidakse arvata, et tegemist on tavalise situatsiooniga äris, kus edule järgneb raskem periood. On leitud, et tegevusetuse etapp kestab kauem suurtes või vanemates ettevõtetes. Et väljuda langusest, tuleb juhtkonnal koostada stsenaariumanalüüsi ja teha muudatusi ettevõtte igal tasandil.

- 3) **valede tegevuste etapp** – ettevõtte tulemuslikkus langeb halvale tasemele ja finantsnäitajate kaudu on ettevõtte langust võimalik näha. Ettevõtetest võivad lahkuda mõned parimad töötajad, kuna nad ei näe võimalust edasi areneda. Samuti võivad juhtivatel positsioonidel olevad töötajad hakata otsima uut töökohta, kui nad näevad, et nende ideid muudatuste osas ei võeta kuulda. On selge, et tuleb teha muudatusi ohjeldamaks langust ja tekkinud olukorda ei saa enam defineerida, kui „tavalise olukorraga äris“. Ettevõtte võib otsida lahendusi olukorrast välja tulemiseks, kaasates selleks eksperte väljaspool ettevõtet, kes aitaksid luua plaane. Et varjata probleeme, võib ettevõtte kasutada ebaõiget kajastamist isegi raamatupidamises. On leitud, et allakäigu kolmas etapp on parim aeg oluliste otsuste ja muudatuste tegemiseks.
- 4) **kriisietapp** – kui tegevusetuse etapis ei ole suudetud probleeme lahendada, sisenetakse kriisietappi. Selles etapis on ettevõtte võimalused ja ressursid oluliselt vähenenud ja finantsandmed näitavad selgeid märke ebaõnnestumisest kõigis finantssuhtarvudes. Ettenägelikumad kliendid ja töötajad hakkavad ettevõtetest lahkuma. Ka tarnijad võivad esitada ettevõttele piiranguid. Näiteks ei müüda enam krediiti, vaid rakendatakse ettemaksu või „kaup raha vastu“ maksetingimust. Ettevõttel on veel võimalus teha suur reorganiseerimine, et parandada ettevõtte tulemusi ja pääseda halvimast. Selleks tuleb teha kardinaalseid muudatusi ettevõtte struktuuris, kasutatavates strateegiatel ja personalis.
- 5) **lõppetapp** – kui ettevõtte ei ole suutnud või osanud probleeme lahendada, siis langetakse viimasesse etappi, milleks on lõppetapp. Selles etapis on ettevõttel

tõsised probleemid – kapital kahaneb, kaotatakse oma turuosa ja reputatsioon, jäädakse ilma klientidest, kes otsivad asendusi kaubale, tarnijad keelduvad krediidi andmisest ja lahkuvad töötajad. Olukord tundub lootusetu ja finantsnäitajad on äärmiselt kehvad tasemel. On veel võimalus, et uued juhid võivad ettevõtte päästa, aga see nõuab palju ressursse ja võib olla liialt kulukas. Selles etapis lõpetavad paljud ettevõtted siiski tegevuse.

Esimest kahte allakäigu etappi on võimalik tuvastada vaid statistilise hindamise meetodi kaudu. Subjektiivset meetodit kasutades reeglina nendes etappides ettevõtte allakäiku ei tuvastata, kuna allakäigule viitavad üksikud näitajad. Alates kolmandast, valedes tegevuste etapist alates on võimalik ka subjektiivset hindamise tehnikat kasutades probleemseid ettevõtteid tuvastada. Kuid kui ollakse neile ettevõtetele juba krediiti müünud, siis suure tõenäosusega sellised ettevõtted oma kohustusi õigeaegselt ei täida. Statistiliste tehnikate eeliseks on see, et nad võimaldavad probleemseid ettevõtteid tuvastada võimalikult vara.

1.3. Meetodid krediidiriski prognoosimise mudelite koostamiseks

Krediidiriski prognoosimise juures on lisaks muutujate valikule oluline koht ka meetodi ja mudeli valik, kuna muutujate prognoosivõime oleneb suuresti ka meetodi valikust. Mistõttu analüüsimeetod peab sobima andmetega, et saavutada võimalikult kõrge prognoosivõime. (Edmister 1972: 1490) Samas sõltub meetodi valik ka uuringu eesmärgist ning andmete valik andmete kättesaadavusest ja usaldusväärsusest. Kirjanduses on välja toodud erinevaid meetodeid ja muutujaid, mille abil on võimalik krediidiriski hinnata. Igal meetodil on oma lähenemisviis ja erinev panus krediidiriski prognoosimisel. (Dimitras *et al.* 1996: 490- 491)

Krediidiriski prognoosimisel kasutatakse nii subjektiivset ehk mittestatistilist kui statistilist prognoosimise meetodit. Algselt kasutati krediidiriski prognoosimisel just subjektiivset meetodit (Hand, Henley 1997: 530) ja seda kasutasid vaid teadlased, et hinnata võimalikke finantsprobleeme (Dimitras *et al.* 1996: 490). Teaduse ja arvutitehnika arenedes hakati looma keerulisemaid ja täpsemaid tulemusi andvaid statistilisi meetodeid (Abdou, Pointon 2011: 59). See tõi kaasa krediidiriski

prognoosimise kasutamise laienemise ka teistele tegevusaladele (Laitinen, Suvas 2013: 1).

Mudeli koostamiseks sobiva meetodi valimisel on võimalik valida lisaks kahe lähenemisviisi vahel. Esimeseks lähenemisviisiks on lihtsam ühemõõtmeline lähenemine, mille puhul keskendutakse ettevõtte jaoks ühele olulisele muutujale ja riski hinnatakse selle baasil. Teiseks, asjakohasemaks ja täpsemaks viisiks on mitmemõõtmeline lähenemine, mis koosneb muutujate valimist. Muutujatest kasutatakse enim kvantitatiivseid muutujaid ehk finantssuhtarve, vähem aga muid kvalitatiivseid karakteristikuid, nagu näiteks tegevusharu, ettevõtte suurus, ettevõtte vanus või juhtkonna taust. (Elam 1975: 33) Üldiselt on kasutatavate meetodite peamiseks eesmärgiks ettevõtete jagamine kahte gruppi, „head“ kliendid ja „halvad“ kliendid (Dimitras *et al.* 1996: 490).

Ühemõõtmeline statistiline meetod oli esimene, mida kasutati krediidi taotlejate jagamisel „headeks“ ja „halbadeks“ klientideks. Ühemõõtmelist prognoosimist kasutasid esimestena näiteks Paul J. Fitzpatrick 1932 aastal, Arthur Winakor ja Raymond F. Smith 1935 aastal, Charles L. Merwin 1942 aastal ja William H. Beaver 1966 aastal. (Dimitras *et al.* 1996: 495) Mitmemõõtmeline lähenemisviis tugineb statistilistel tehnikatel ja teadlased on klientide krediidiriski taseme hindamiseks kasutanud mitmeid erinevaid muutujaid (Elam 1975: 28). Mitmemõõtmelisel lähenemisviisil on märkimisväärselt parem prognoosivõime, sest see suudab mudelis arvestada rohkem kui ühe muutujaga. Krediidiriski prognoosimise mitmemõõtmelise mudeli koostamisel jäetakse välja muutujad, mis omavad mudeli täpsusele väikest mõju või efekt puudub. Mõned muutujad jäetakse välja, kuna muutuja mõju on võimalik prognoosida teiste muutujate kaudu. (*Ibid.* 1975: 33)

Statistilistest meetoditest on läbi aegade kõige rohkem kasutatud krediidiriski prognoosimisel diskriminantanalüüsi ja logistilist regressioonanalüüsi (Pindado, Rodrigues 2004: 55). Vähem on levinud otsustuspuu meetod. Mittestatistilistest meetoditest on eksperthinnang ja närvivõrkude meetod, mis samuti ei ole väga levinud krediidiriski prognoosimisel. (Hand, Henley 1997: 531–532)

Diskriminantanalüüs on üks enim kasutatavatest statistilistest tehnikatest, mis sisaldab kombinatsiooni sõltuvast muutujast ja kahest või enamast sõltumatust muutujast (Bramhandkar 2011: 37). Diskriminantanalüüsi eesmärk on leida kombinatsioon muutujatest, mis võimaldaksid kõige paremini liigitada kliendid kahte gruppi – „head“ ja „halvad“. Igale firmale arvutatakse skoor ja see saadakse kasutades sõltumatuid muutujaid. Kui ettevõtte skoor on murdepunktist kõrgem, siis klassifitseeritakse ta „heads“ ehk madala riskiga ettevõtteks, ja kui skoor jääb alla murdepunkti, siis „halvaks“ ehk kõrge riskiga ettevõtteks. (Laitinen, Kankaanpää 1999: 69–70) Diskriminantanalüüsi on kasutatud alates 1930ndate algusest erinevates tegevusharudes nagu turundus, psühholoogia, sotsioloogia ja rahvusvaheline majandus (Bramhandkar 2011:37). 1968. aastal lõi Altman Z-skoori, mis on lineaarne kombinatsioon finantssuhtarvudest. Altman koostas mudeli, kus kasutas viit finantssuhtarvu, mis kuuluvad likviidsuse, kasumlikkuse ja maksevõime kategooriatesse. (Altman 1968: 591–594; Abdou, Pointon 2009: 395)

Diskriminantfunktsiooni võib esitada järgnevalt (Altman 1968: 592):

$$(1) Z = v_1X_1 + v_2X_2 + \dots + v_nX_n,$$

kus Z – diskriminantfunktsiooni väärtus,

v_1, v_2, \dots, v_n – diskriminantfunktsiooni kordaja,

X_1, X_2, \dots, X_n – sõltumatu muutuja.

Kuna Altmani koostatud mudel oli kõrge prognoosivõimega, on Altmani kasutatud suhtarvud leidnud hiljem kasutust arvukates uuringutes.

Kirjanduses on erinevate teadlaste poolt välja toodud diskriminantanalüüsi eelised ja puudused. Eelisena on märgitud, et see võimaldab ettevõtteid liigitada kahte või enamasse kategooriasse (Abdou, Pointon 2011: 69-70). Tõestatud on, et see statistiline tehnika on kasulik finantsanalüütikutele ja investoritele otsuste langetamisel (Bramhandkar 2011: 37-38). Puudustena on välja toodud, et mudeli kasutamine eeldab mitmete statistiliste nõuete täitmist ning raskesti tõlgendatavat Z-skoori (Laitinen, Kankaanpää 1999: 69-70). Samuti, et uuritavate klientide grupid peavad olema

eraldiseisvad ja selgelt eristatavad (Eisenbeis 1978: 214). Lisaks ei võimalda diskriminantanalüüs määrata muutuja olulisuse taset (Pindado, Rodrigues 2004: 56).

Logistiline regressioonanalüüs on tõenäosuse tüüpi statistiline mudel, mis mõõdab sõltuvate ja sõltumatute muutujate vahelist suhet (Liang *et al.* 2015: 290), kus sõltuvad muutuja kodeeritakse 0 ja 1 (Lee, Jung 2000: 29). Analüüsi käigus saadakse igale ettevõttele skoor, mis jääb alati 0 ja 1 vahel. Saadud skoor näitab ettevõtte finantsraskustesse sattumise või raskustes olemise tõenäosust. Mudelis kasutatava murdepunkti väärtus on 0,5; kui ettevõtte skoor jääb sellest ülesse poole, näitab see, et ettevõtte ei ole riskantne ja ta liigitub „heade“ gruppi, alla poole jäädes on ettevõtte krediidirisk suur ning ettevõtte liigitub „halbade“ gruppi. (Kim 2011: 449) Logistiline regressioonvõrrand omab järgmist üldkuju (Laitinen, Kankaanpää 1999: 70):

$$(2) P = \frac{1}{1 + e^{-(a + b_1 X_1 + \dots + b_n X_n)}},$$

kus P – logistilise regressioon võrrandi väärtus,

e – naturaallogaritmi alus,

a – vabaliige,

b_1, b_n – muutuja regressiooni kordaja,

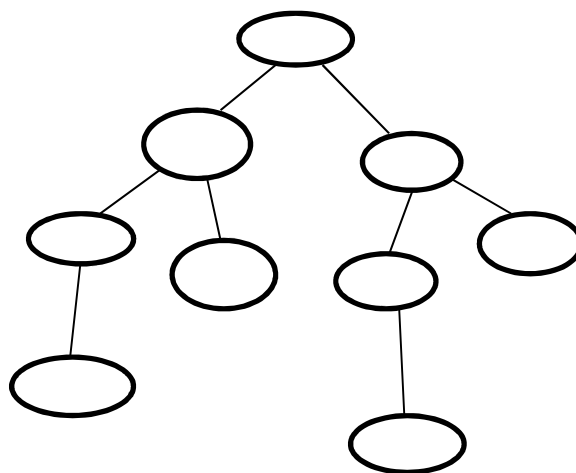
X_1, X_n – sõltumatud muutujad.

Logistiline regressioonanalüüs loodi 1970ndate lõpus (Bellovary *et al.* 2007: 7) ja selle loomise eesmärk oli vähendada erinevaid diskriminantanalüüsi kasutamisega seotud probleeme (Ohlson 1980: 112). 1980ndate alguses loodi statistikapaketid analüüsi koostamiseks ja sellest ajast alates on logistilise regressioonanalüüsi meetodi kasutamine kasvanud (Peng *et al.* 2002: 3–4). Kuni 1980ndate lõpuni ei suutnud logistiline regressioonmeetod diskriminantanalüüsi populaarsust ületada, kuid alates 90ndatest sai logistiline regressioonanalüüs populaarseimaks ja enim kasutatavaks analüüsimeetodiks (Bellovary *et al.* 2007: 7). Kõige rohkem on seda meetodit kasutatud sotsiaalteadustes ja haridusuuringutes. See meetod sobib hästi muutujate vaheliste suhete hüpoteeside testimiseks ja kirjeldamiseks. (Peng *et al.* 2002: 3–4) Krediidiriski prognoosimise mudeli koostamisel eelistatakse logistilist regressioonanalüüsi, sest see on loodud just juhtude jaoks, kus sõltuv muutuja on binaarne (Mays 2004: 66–67).

Lisaks jääb analüüsi tulemusena ettevõttele saadav skoor alati 0 ja 1 vahele (Kim 2011: 449).

Logistilise regressioonanalüüsi eelistena on välja toodud võimalust kasutada prognoosimisel ka fiktiivseid muutujaid (Ciampi 2015: 1018) ning suurt prognoosi võimekust ja täpsust (Abdou *et al.* 2008: 1298). Logistilise regressioonanalüüsi üks olulisim eelis on see, et see võimaldab määrata konkreetse muutuja olulisuse taset (Pindado, Rodrigues 2004: 56). Puuduseks on ülitundlikus multikollineaarsusele, kuna kasutatakse finantssuhtarve, mille puhul võidakse kasutada samu finantsnäitajaid (Balcaen, Ooghe 2006: 69–70).

Otsustuspuu meetod on krediidiriski prognoosimise mudelites kasutatav statistiline klassifitseerimise tehnika, mida tuntakse ka klassifikatsiooni- ja regressioonipuuna (Twala 2010: 3328). Otsustuspuu on meetod, mis jaotab kodeeritud andmed vastavalt prognoosija märgitud näitajatele. Märkmeid tehakse joonisena, mis kujutab endast puud (*Ibid.* 2010: 3328), ja milles puu iga haru lõpus klassifitseeritakse firmad või toimub edasi hargnemine (Rosenberg, Gleit 1994: 600). Meetodi idee on jagada andmed kas „heade“ või „halbade“ gruppi. Aja jooksul on otsustuspuu meetod kogunud populaarsust ja saanud ka ametliku tunnustuse (*Ibid.* 1994: 600). Tüüpiline otsusepuu struktuur on kujutatud joonisel 1.1.

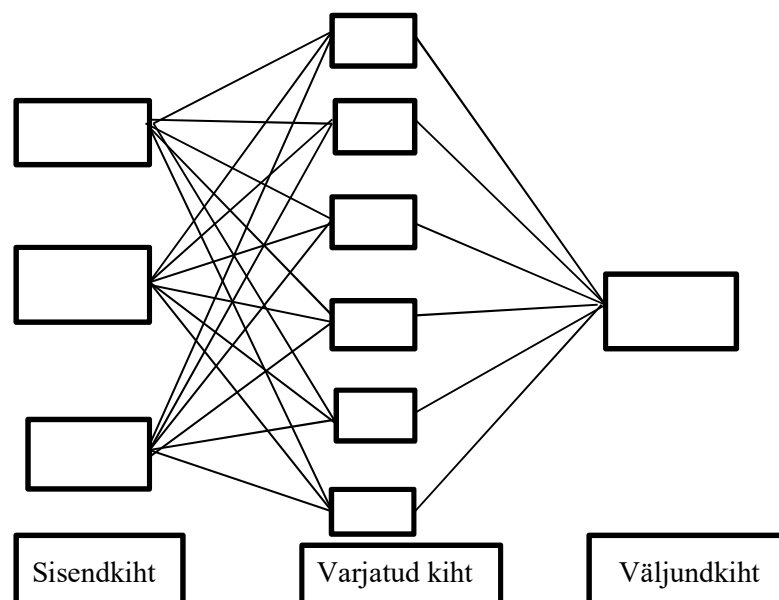


Joonis 1.1. Otsusepuu meetod (Rosenberg, Gleit 1994: 600)

Otsustuspuu meetodi juures on kaks olulist aspekti. Esiteks, leida meetod määramaks kindlaks need muutujad, mis kõige paremini eraldavad kahte gruppi, „head“ ja

„halvad“. Teiseks, kohandada puu suurust (Balcaen, Ooghe 2004: 6). Kirjanduses on välja toodud rida otsustuspuu eeliseid. Näiteks, otsustuspuu meetod ei nõua rangeid statistilisi eeldusi, võimaldab kasutada kvalitatiivseid andmeid, prognoosi saab teostada ka mittetäieliku infokogumi põhjal, see on kasutaja sõbralik ja lihtne meetod (Balcaen, Ooghe 2004: 12). Puudusteks on märgitud andmete üle sobitamise oht, mida on peetud ka peamiseks puuduseks. Veel on märgitud, et meetod nõuab usaldusväärse prognoosi saavutamiseks suure hulga andmete kasutamist (Kumari, Ravi 2007: 4); karakteristikuteks on veel eelnev valesti klassifitseerimise kulude määratlemise vajalikkus, sõltuv muutuja peab olema kahanev ja diskreetne skooringsüsteem (Balcaen, Ooghe 2004: 12).

Närvivõrkude meetod on masinõppe meetod, mille toimimine sarnaneb inimaju närvivõrkudega (Abdou, Pointon 2011: 72) ning pakub alternatiivi numbrilistele hindamisskeemidele (Jensen 1992: 15). Meetod loodi katsest modelleerida info edastamist inimajus. Inimajus on suur hulk närvirakke, mis juhivad impulsse ja viivad elektrisignaale neuroniteni. Neuronid omakorda konverteerivad elektrisignaale elektrimpulssideks ja saadavad informatsiooni teistele neuronitele. (Thomas *et al.* 2002: 70)



Joonis 1.2. Närvivõrkude meetod (Laitinen, kankaanpaa 1999: 74)

Närvivõrkude meetod koosneb sisendkihist, varjatud kihist ja väljundkihist (Rosenberg, Gleit 1994: 602). Tüüpiline närvivõrkude meetodi struktuur on kujutatud joonisel 1.2.

Närvivõrkude meetod on meetod, mis areneb läbi treeningprotsessi, katsetuste ja eksimuste (Abdou, Pointon 2011: 72). Seetõttu on ka vajalik enne närvivõrkudel põhinevat analüüsi läbida eelnev treening ja õppimise etapp (Rosenberg, Gleit 1994: 602). Peale treeningperioodi teostamist võib närvivõrkude meetodit rakendada ka praktikas. Mida suurem on treeningul saadud õigesti klassifitseerimiste hulk, seda paremad on oodatavad tulemused praktikas (Laitinen, Kankaanpää 1999: 75). Närvivõrkude meetod on leidnud ulatuslikku kasutust finantsteenustes (Kumari, Ravi 2007: 4) ja sellest meetodist on saanud praktiline tehnika mitmetel finantsaladel, eriti just pankades (Abdou, Pointon 2011: 72). Seda meetodit on edukalt kasutatud ettevõtete krediidiotsuste tegemisel ja pettuste tuvastamisel (Rosenberg, Gleit 1994: 602).

Närvivõrkude tehnika kohta on kirjanduses välja toodud rida eeliseid ja puudusi. Üheks eeliseks on see, et seda saab kiiremini õppida kui näiteks diskriminantanalüüsi (Rosenberg, Gleit 1994: 602). Teiseks on närvivõrkude meetod kasutatav, kui ei ole teada selgeid otsustamise kriteeriume ja informatsioon võib olla osaliselt puudulik (*Ibid.* 1994: 602). Närvivõrkude meetodit saab omavahel kombineerida ja ühildada teiste statistiliste tehnikatega ja sellel on hea prognoosimise ja klassifitseerimise võimekus (Kumari, Ravi 2007: 4). Närvivõrkude meetod võimaldab analüüsida keerulisi mustreid andmetes, puuduvad piiravad eeldused ja võimaldab kasutada kvalitatiivseid andmeid. Meetod on paindlik ja kasutajasõbralik. (Balcaen, Ooghe 2004: 12) Puudusteks on suur treeningvalimi vajadus treeningprotsessis ning treenimise järjepidevus ja pidev kordamine (Kumari, Ravi 2007: 4). Meetod vajab kõrge kvaliteediga andmeid ja muutujad peavad olema hoolikalt valitud. Risk on mudel üle kohandada ning see nõuab selgitust ülesehituse ja muutujate kohta. (Balcaen, Ooghe 2004: 12)

Hübriidmeetod on meetod, mille puhul kombineeritakse omavahel mitu erinevat meetodit, näiteks närvivõrkude meetod ja statistiline tehnika (Abdou *et al.* 2008: 1277). Hübriidmeetodi eeliseks on võimekus võimendada koos kasutatavate tehnikate eeliseid, eemaldades samal ajal nende tehnikate puudused. Hübriidmeetodi kohta ei ole täheldatud olulisi puudusi. Kuigi see nõuab suurt andmete hulka, ei peeta seda tänapäeval enam puuduseks. (Kumari, Ravi, 2007: 4) Meetodi olulisema täiustuseks on märgitud täpsemad prognoositulemused võrreldes teiste meetoditega (Rosenberg, Gleit 1994: 602-603).

Krediidiriski prognoosimise meetodite kõrval aitavad krediidiriski tulemuslikkust prognoosida ACC tase, ROC kõver ja teised sarnased meetodid. ACC tase on üks enim kasutatavaid meetodeid krediidiriski prognoosimisel finantsvaldkonnas, turunduse ja tervishoiu valdkonnas. ACC tase mõõdab andmekogumis õigesti klassifitseeritud „heade“ ja „halbade“ grupi proportsiooni. On leitud, et ACC tase on oluline eriti uute krediidi soovijate hindamisel, sest see rõhutab ennustuse prognoosi täpsust. ACC taseme puuduseks on see, et see ignoreerib erinevaid valesti klassifitseerimise kulusid. (Abdou, Pointon 2011: 76)

ROC kõver, mida tuntakse ka Lorentzi diagrammina, on kahedimensiooniline graafik, mis edastab tulemuste saamisel tekkivaid klassifikatsioonivigu. „Halbade“ klassifitseerimine „halvana“ presenteeritakse vertikaalteljel ja seda kutsutakse ka sensitiivsuseks, ning „heade“ klassifitseerimine „halvana“ presenteeritakse horisontaalteljel ja seda kutsutakse ka spetsiifilisuseks. (Thomas *et al.* 2002: 115) Võib ka öelda, et sensitiivsus = 1 – II tüüpi viga ja spetsiifilisus = 1 – I tüüpi viga. Algselt kasutati ROC kõverat psühholoogias, tervishoius, meditsiinis ja tootmises. Hiljem aga on seda rohkem kasutatud just meditsiinis ja tervishoius. Vähesel määral on ROC kõvera kasutamist täheldatud ka finantsaladel ja panganduses. (Abdou, Pointon 2011: 76)

Kuigi krediidiriski prognoosimist on palju uuritud, ei ole seni veel väljatöötatud parimat mõõtmise meetodit, ega leitud, millised on need muutujad, mis aitaksid kõige täpsemini prognoosida klientide krediidiriski (Abdou *et al.* 2008: 1278). On märgitud, et muutujate valik tehakse selle järgi, millised andmed on konkreetsele ettevõttele olulised ja mis andmeid on võimalik kätte saada. Samuti on arutletud valimi suuruse üle. Leitud on, et suurem valim annab täpsema tulemuse. Samas sõltub kõik andmete kättesaadavusest ja mida täpsemalt soovitakse teada saada. (Abdou, Pointon 2011: 67)

1.4. Varasemalt koostatud krediidiriski prognoosimise mudelid

Kirjandusest on võimalik leida palju erinevaid krediidiriski prognoosimise alaseid mudeleid, kus on kasutatud erinevaid muutujaid, muutujate arvu, valimi suurust, analüüsimeetodeid. Lisaks võib leida väga erinevatele tegevusharudele koostatud

mudeleid. Käesolevas töös on autor koostanud tabeli 1.3, kuhu on koondatud valik varasemalt äriettevõtetele koostatud krediidiriski prognoosimise mudeleid. Mudelid on valitud krediidiriski prognoosimise alastest artiklitest, kasutades otsingusõnu *credit scoring* ja *credit risk*. Mudelite valikul pidas autor silmas, et mudelis oleks kasutatud logistilist regressioonanalüüsi. Kui antud uuringus koostati võrdluseks mudel kasutades mõnda teist meetodit, näiteks diskriminantanalüüsi, siis on autor ka selle tulemused välja toonud. Koondava tabeli põhjal on võimalik võrrelda erinevate valdkondade mudeleid, nende klassifitseerimise täpsust, kasutatud valimit, meetodit ja muutujate karakteristikuid.

Tabelist 1.3 on näha, et mudelite koostamisel on muutujatena kasutatud põhiliselt finantssuhtarve, eriti just likviidsust hindavaid suhtarve. Likviidsust hindavate suhtarvude suurt kasutust mudelites võib seostada sellega, et need aitavad hinnata, kas ettevõttel on piisavalt raha ja likviidset vara, mis võimaldaksid ettevõttel oma kohustusi õigeaegselt täita. Enam levinud likviidsuse suhtarvuks on nimetatud lühiajalise võlgnevuse kattekordajat ehk käibevara / lühiajalised kohustused, mida on kasutatud mitmetes mudelites. Vähesemal määral on kasutatud ka kliendi tausta iseloomustavaid mittefinantsilisi näitajaid. Antud tabelis kajastatud uuringud sarnanevad oma olemuse ja karakteristikute poolest ettevõtete andmetega, kelle andmete baasil käesoleva magistritöö empiiriline osa koostatakse. Ka käesoleva magistritöö eesmärgiks on prognoosida äriettevõtete krediidiriski, liigitades selleks kliendid „headeks“ ja „halbadeks“, kasutades finantssuhtarve ning logistilist regressioonanalüüsi.

Esimese mudelina on välja toodud Srinivasani ja Kimi 1987. aastal koostatud krediidiriski prognoosimise mudel, milles kasutati 215 ettevõtte finantsandmeid ja ettevõtete taustainformatsiooni. Analüüsi teostamisel kasutasid nad nii diskriminantanalüüsi kui logistilist regressioonanalüüsi. Mõlema analüüsimeetodi puhul kasutati nii treening- kui testgruppi, kus mõlemas grupis kasutati samu muutujaid ja valimit. Mudelite erinevus seisnes vaid selles, et treeningmudelis kasutati lisaks *bootstrap* tehnikat. Oma uuringus leidsid nad, et parima prognoosivõimega muutujateks mõlema mudeli puhul olid käibevara / lühiajalised kohustused, likviidsed varad / lühiajalised kohustused, netovara / kogu võlg ja info kliendi varasema maksekäitumise kohta.

Tabel 1.3 Näited äriettevõtete krediidiriski prognoosimise mudelitest

	Autor	Valimi suurus	Muutujad	Mudel	Treeningvalimi klassifitseerimise täpsus	Testvalimi klassifitseerimise täpsus
1	Srinivasan, Kim Y. H. 1987	Valim 215 ettevõtet : 39 „halba“, 176 „head“	1) käibevara / lühiajalised kohustused, 2) likviidsed varad / lühiajalised kohustused, 3) netovara / kogu võlg, 4) logaritm koguvabadest, 5) netosissetulek/ müügitulu, 6) netosissetulek / varad kokku, 7) kliendi varasem maksekäitumine, 8) kliendisuhte pikkus (kuni 2 aastat, 2 kuni 5 aastat või rohkem kui 5 aasta)	Diskriminantanalüüs,	„Hea“ 90,9%, „halb“ 80%, keskmine 88,89%.	"Hea" 87,5%, "halb" 73,68%, keskmine 85,05%.
				Diskriminant ruut-funktsioon	„Hea“ 92,05%, „halb“ 85%, keskmine 90,74%.	"Hea" 88,64%, "halb" 78,95%, keskmine 86,92%.
				Logistiline regressioonanalüüs	„Hea“ 93,18%, „halb“ 90%, keskmine 92,59%.	"Hea" 89,77%, "halb" 78,95%, keskmine 87,85%.
2	Platt H. D., Platt M. B., 2002	Treeningvalim 86 ettevõtet : 62 "head", 24 "halba". Testvalim 9 ettevõtet : 4 "head", 5 "halba"	1) äritegevuse rahavoog / müügitulu, 2) käibevara / lühiajalised kohustused, 3) neto põhivara / varad kokku, 4) pikaajalised võlad / omakapital, 5) rahavoo kasv (%), 6) kohustused kokku / varad kokku	Logistiline regressioonanalüüs	"Hea" 100%, "halb" 92%, keskmine 98%.	"Hea" 100%, "halb" 100%, keskmine 100%.
3	Pindado, Rodrigues 2004	1922 ettevõtet	1) laenukulud / tulud kokku, 2) akumulieeritud kasum / varad kokku	Diskriminantanalüüs	Keskmiselt 89,58%	Keskmiselt 77,95%
				Logistiline regressioonanalüüs,	Keskmiselt 91,67%	Keskmiselt 75,98%
4	Orgler 1970	Treeningvalim : 225 "head", 75 "halba". Testvalim : 80 "head", 40 "halba".	1) kas laenul on tagatis või mitte, 2) kas tähtaega on ületatud või mitte, 3) kas ettevõtet auditeeritakse või mitte, 4) netokasum >0 või <0, 5) kas ettevõttele on tehtud ettekirjutusi viimasel majandusaasta perioodil, 6) käibekapital/ käibevara.	Logistiline regressioonanalüüs	"Hea" 79,6%, "halb" 96%.	"Hea" 82,5%, "halb" 97,5%

Allikas: autori koostatud.

Teisena on välja toodud Platt H. D. ja Platt M. B. 2002. aastal koostatud mudel, milles kasutati 86 ettevõtte andmeid. Analüüsi teostamisel kasutati vaid logistilist regressioonanalüüsi ja muutujate hindamiseks nii treening- kui testgruppi. Treeninggrupis kasutati kõigi 86 ettevõtte andmeid, kellest igale ühele arvutati välja 48 finantssuhtarvu. Testgruppi valiti aga 9 ettevõtet, keda hinnati treeninggrupi 6 parima prognoosivõimega finantssuhtarvu põhjal.

Kolmandaks mudeliks on Pindado ja Rodriguese 2004. aastal koostatud krediidiriski prognoosimise mudel 1922 tegutsenud Portugali jalatsitootmisettevõtte baasil. Valimisse valiti võrdselt „häid“ ja „halbu“ ettevõtteid, mõlemaid 961 ettevõtet. Analüüsi teostamiseks kasutasid nad nii diskriminantanalüüsi kui logistilist regressioonanalüüsi. Mõlema mudeli puhul kasutati treening- ja testgruppi. Treeninggrupis arvutati igale ettevõttele 42 finantssuhtarvu, millest testgruppi valiti kaks kõige parema prognoosivõimega finantssuhtarvu. Treening- ja testvalimi tulemuste vahe oli aga üllatavalt suur, kus testvalimi tulemus oli treeningvalimi tulemusest ligi 15% halvem. Kuna testvalimisse valiti kaks kõige parema prognoosivõimega muutujat, võiks eeldada, et saadud tulemused on paremad. Siit saab järeldada, et muutujateks valiti ettevõtte jaoks mitte kõige paremad suhtarvud, või et kaks muutujat on prognoosimiseks vähe. Võimalik, et kui oleks lisaks valitud mõni muutuja, oleks prognoosimise täpsus parema olnud.

Neljandaks on 1970. aastal Orgleri poolt koostatud mudel panga poolt äriettevõtetele antud laenude krediidiriski prognoosimiseks. Ta on üks esimestest teadlastest, kes kasutas krediidiriski hindamiseks logistilist regressioonanalüüsi. Analüüsi teostamiseks kasutas ta 300 laenu andmeid ja muutujatena nii finantssuhtarve kui mittefinantsilisi näitajaid. Tulemuste saamiseks teostas ta vaid logistilist regressioonanalüüsi. Uuringus kasutas ta nii treening- kui testvalimit, kus treeningvalimis kasutati 300 ettevõtte laenu andmeid ja testvalimis kasutas ta treeningvalimist 120 ettevõtte andmed.

Valiku äriettevõtete klientide näitel koostatud mudelite tulemusi vaadates võib näha, et kõige rohkem on kasutatud muutujatena finantssuhtarve. See võib olla seotud sellega, et nende kättesaadavus on kergem ja samuti on nende sisust lihtsam aru saada. Finantssuhtarvude puhul on välja selgitatud üldised keskmised väärtused ja ka väärtused tegevusharude lõikes, mis võimaldavad paremini hinnata ettevõtte majanduslikku

olukorda. Võrreldes äriettevõtete krediidiriski hindamise mudelitega võib panga poolt väljastatud laenude krediidiriski hindamise mudeli puhul näha, et seal domineerivad muutujatena pigem mittefinantsnäitajad, mis annavad ettevõtte kohta laiemat informatsiooni. Üldiselt on valitud mudelite keskmised klassifitseerimise täpsused üllatavalt kõrged, olles keskmiselt 90% lähedal. Klassifitseerimise täpsused on kõrgemad pigem mudelites, kus on kasutatud nii finantssuhtarve kui mittefinantsilisi näitajaid. See kinnitab ka Jardini (2009) väidet, et kasutades korraga nii finantssuhtarve kui ka mittefinantsilisi näitajaid, on tulemused üldiselt paremad. Paremaid tulemusi on näha ka mudelites, kus on kasutatud muutujate arv suurem. Samuti on paremaid tulemusi näha treeningvalimis ning „heade“ klientide puhul. Halvemaid tulemusi võib täheldada aga testvalimis ja „halbade“ klientide puhul. Mudelite liike vaadates võib näha, et võrreldes diskriminantanalüüsiga on logistilise regressioonanalüüsi prognoosivõime krediidiriski prognoosimisel kõrgem.

2. KREDIIDIRISKI PROGNOOSIMISE EMPIIRILINE ANALÜÜS

2.1. Ülevaade ettevõttest ja mudeli loomiseks kasutatavatest kliendiandmetest

Metallisektor on üks olulisemaid sektoreid maailma majanduses. See on tugevalt seotud teiste sektoritega ja iga negatiivne sündmus mõnes teises sektoris võib avaldada mõju ka metallisektorile. Balan *et al*, 2015 koostasid uuringu metallurgiaettevõtetes finantsraskuste hindamiseks aastatel 2007–2013. Autorid jagasid metallurgiaettevõtteid kolme kategooriasse:

- 1) kuld, hõbe ja teised väärismetallid,
- 2) terase tootmine,
- 3) mineraalide kaevandamine ja muu.

Uuringus leidsid nad, et kõige rohkem ettevõtteid, 58,33%, sattus finantsraskustesse just terase tootmise kategoorias. Mineraalide kaevandamise ja muu kategoorias sattusid finantsraskustesse 58,25% ettevõtetest, ning kulla, hõbeda ja teiste väärismetallide kategoorias vaid 35,78% ettevõtetest. (Balan *et al*. 2015: 575–576) Lisaks üldistele sündmustele majanduses suurendab metallisektori tundlikust ka kõikuv terase tooraine hind. Roostevaba terase tootmiseks kasutatakse erinevaid keemilisi komponente ja sellest tulenevalt on roostevaba terase hind pidevalt kõikuv. Üldiselt muutub nii ostu- kui müügihind iga kuu.

Amari Metals OÜ (edaspidi Amari või ettevõte) on roostevaba terase müüa, kes on Eesti turul tegutsenud juba 20 aastat. 20 tegutsemisaasta jooksul on ettevõtte mitmeid kordi ühinenud erinevate kontsernidega ja kandnud erinevaid nimesid. 1995. aasta maikuu otsustas Avesta Sheffieldi kontserni juhtkond asutada oma müügifirma Baltikumis. Kuna Eesti üldine stabiilsus ja majandusnäitajad olid paremad kui meie lõunanaabritel, otsustati müügifirma luua just Tallinnasse. Firma avamine toimus 1996.

aasta varakevadel. 2001. aastal ühinesid roostevaba terase kontsernid Outokumpu Steel ja Avesta Sheffield, mille tagajärjel moodustus maailmas suuruselt teine roostevaba terase tootja AvestaPolarit. Aastal 2003 sai emaettevõtte nimeks Outokumpu Stainless ja 2004. aastal koondati Outokumpu nime alla kõik grupi tegevusalad – roostevaba teras, vask ja tehnoloogia. 2012. aasta septembrist kuulub ettevõtte Amari Metals Europe Ltd. ettevõtete perre, mis on üks suurimaid mitteraudmetallide hulgimüüjaid Euroopas. Tegemist on rahvusvahelise metallide turustajaga, kelle teeninduskeskuste võrgustik katab tervet Euroopat. Täna on Amari Outokumpu toodete ainuedasimüüja Eestis ja Lätis.

Ettevõtte omab Baltimaade suurimat roostevaba terase ladu, kus tootevalikus on pidevalt ligikaudu 500 erinevat tooteartiklit. Lisaks müüakse ka alumiiniumist ja vasest tooteid. Toote nimekirja kuuluvad:

- 1) lehed – võimalik saada erinevat marki, pinnatöötluste, paksuse, pikkuse ja laiusega roostevabast terasest ja alumiiniumist lehti;
- 2) profiilid – erinevat marki nurgad, latid, ümarad ja kuuskandid nii roostevabast terasest kui alumiiniumist;
- 3) torud – erinevat marki, erineva seinapaksuse ja läbimõõduga standardtorud, konstruktsioonitorud ja nelikanttorud nii roostevaba terasest kui alumiiniumist;
- 4) fittingud – põlved, kolmikud, kraed, üleminekud, flantsid, niplid ja muhvid, millega saab torusid ühendada.

Lisaks on klientidel võimalik tehasest tellida eri mõõdus või eri marki terasest tooteid, mida laos igapäevaselt ei hoita. Samuti tellitakse vasest tooteid vastavalt kliendi soovile. Lisateenusena pakutakse klientidele ka roostevabast terasest lehtede harjamise ja kiletamise teenust.

Tundes oma põhilisi kliente ja nende vajadusi, on ettevõtte suutnud saavutada väga kiire, 31-päevase, laoringluse. Kiire laoringlus on eriti oluline ka terase ostuhinna kõikumise tõttu. See leevendab olukorda, kus eelnevalt lattu ostetud toodet müüakse kahjumiga, sest toote ostuhind oli kõrgem kui tänane müügihind.

Amari klientideks on ettevõtted väga erinevatest tegevusharudest, nagu tootmise, ehituse ja arhitektuuri, energeetika, keemia, rasketööstuse, kütte ja ventilatsiooni,

toiduainetööstuse, infrastruktuuri ja köögitehnika tootmisega tegelevad ettevõtted. Samuti ka metalli allhankega tegelevad ettevõtted, kes toodavad erinevaid tooteid vastavalt kliendi soovidele. Keskmiselt on ettevõttel aastas 300 erinevat klienti, kellest 60 on ettevõtte jaoks väga olulised. Neist esimesed 10 on suurlendid, kes sooritavad ostu keskmiselt iga päev. Järgmised 20 sooritavad ostu üldiselt kord nädalas. Järgmised 30 klienti sooritavad ostu korra kuus või paari kuu tagant, kuid kes ostavad korraga suuri koguseid. Edasi on juba väikese müügi mahuga või harva ostu sooritavad kliendid. Lisaks müüb ettevõtte tooteid ka eraklientidele, kuid nende osakaal müügist on äärmiselt väike.

Ettevõtte rakendab klientidele müümisel nii maksetähtajaga, raha kauba vastu, kui ka ettemaksega tasumise viise. Suures osas vastutab maksetähtaegade ja krediidilimiitide eest ettevõtte tegevdirektor. Väike otsustamisvõimalus on jäetud ka müügiosakonnale. Ettevõtte kasutab 30 suurema kliendi puhul ka krediidikindlustuse teenust. Ülejäänud klientide puhul on kindlustus keeldunud ettevõtte poolt küsitud krediidisumma kindlustamisest või on soovitud limiit olnud kindlustuse küsimiseks liiga väike, sest kindlustusteenusele on seatud piirang, et kindlustada on võimalik krediidilimiiti alates 10 000 €. Krediidi küsimine on tasuline teenus, mille iga krediidilimiidi päring, sõltumata vastusest, maksab 65 €. Lisaks maksab ettevõtte igakuiselt kindlustusfirmale iga kindlustatud kliendi kasutatud krediidi eest 0,117%. Kord aastas teostab kindlustusfirma kindlustatud klientide taustakontrolli, mille eest tuleb taaskord iga kindlustatud ettevõtte pealt tasuda 65 €.

Kindlustusteenuse eelis on see, et kui klient jätab arve tasumata, siis kindlustusfirma tegeleb otse kliendiga ning kompenseerib ettevõttele võla lubatud piirides 6 kuu jooksul. See annab ettevõttele kindlustunde, kuna reeglina saadakse tänu kindlustusteenuse kasutamisele võlgnikult oluline osa võlast tagasi. Kindlustusteenuse puudusena võib märkida mitut aspekti. Esiteks, see on kulukas teenus ja tähendab ettevõttele aastas arvestatavat kulu. Teiseks, prognoosib kindlustusfirma klientide krediidiriski taset alati aasta alguses, kus näiteks 2016. aastal teostatud riskiproгноosid tuginevad 2014. aasta majandusaasta aruannetel. See info võib olla aga aegunud, eriti just krediidiriski prognoosimise seisukohalt. Saadud tulemused võivad olla ebatäpsed ja kliendil võivad siiski tekkida makseraskused. Kolmandaks puuduseks on see, et kui

kindlustusfirma annab küsitud krediidilimiidi kindlustamise kohta negatiivse vastuse, ei märgita, millises summas siiski oleks võimalik krediiti anda. Küsides väiksemas summas krediiti, tuleb maksta päringu eest uuesti 65 €.

Kuna ettevõttel on õnnestunud kindlustada vaid väikest osa klientidest, tuleb ülejäänud klientide eest ise risk ja vastutus võtta. Kui krediidikindlustus on andnud negatiivse krediidi andmise otsuse või kliendi soovitud limiit on väiksem kui 10 000 €, on ettevõtte tegevjuhil enda vastutusel võimalik kliendile anda kuni 50 000 € krediiti. Sellisel juhul vastutab tegevjuht isiklikult kliendi tasumata arvete eest. Krediidi andmisel tugineb tegevjuht subjektiivsele hindamisele. Otsustamiseks kontrollitakse maksuvõlgnevust, juhtkonna tausta, tutvutakse kliendi tegevusvaldkonnaga ja raamatupidamise aruannetega. Seni on ettevõttel puudunud kindel prognoosimise käik ja saadud tulemuste vahemik, mille alusel otsus langetada. Raamatupidamise aruandest vaadatakse üldiselt müügitulu ja kasumi (-kahjumi) suurust. Tegevdirektori antud limiidile lisaks on võimalik limiiti juurde küsida ka kontserni erineva astme juhtidelt – regiooni juhust kuni omanikuni välja. Tegevdirektori kõrval on ka müügiosakonnale jäetud mõningane otsustamise võimalus. Müügiosakond võib kliendile võimaldada krediiti kuni 5 000 € ulatuses, kuid sellisel puhul vastutab arve tasumise eest konkreetne müügiosakonna töötaja, kes kliendile krediiti andis. Kui mingil riski prognoosimise tasandil on kliendi riski hinnatud kõrgeks, on võimalik rakendada lisagarantiid. Näiteks, pangagarantii või kolmandate osapoolte garantii. Seejärel langetatakse otsus, kas ja kui palju krediiti anda. Kui klient on näidanud ebakorrektselt maksekäitumist või on läbi avalike kanalite leitud mõne muu võlgnevuse olemasolu, siis võetakse kliendilt krediidilimiit ära ja edasi rakendatakse ettemaksu või raha kauba vastu tasumist.

Kuna kindlustatud on vaid 10% klientidest ja ettevõttel puudub konkreetne riski prognoosimise valem, mille alusel ülejäänud kliente hinnata, näeb ettevõtte vajadust krediidiriski prognoosimise mudeli järele, millega vastavalt vajadusele ja võimalusele iseseisvalt hinnata muutusi klientide krediidiriski tasemes. Samuti aitaks see ettevõttel kulusid kokku hoida.

Maksetähtaja pikkuse otsustab tegevjuht või müügimees, püüdes arvesse võtta ka kliendi soovi. Suurel osal klientidest rakendatakse 30-päevast maksetähtaega, vähestele ka 21 või 14 päeva. Paar kindlustatud klienti on erandkorras saanud ka 45-päevase

maksetähtaja. Ettevõtte keskmiseks maksetähtajaks 2015. aastal oli 31 päeva. Klientidele, kellel on olemas kehtiv krediidikindlustus, on ettevõtte võimaldanud erandjuhtudel lisatasu eest ka pikemat maksetähtaega. Sellisel juhul lisandub kliendi arvele lisatasu 15 päeva eest 0,025 €/kg, mis teeb 1 000 kg materjali puhul lisaks 25 €. Kui arve tähtaega pikendatakse 30 päev, siis lisandub 0,04 €/kg, ehk 1 000 kg materjali puhul lisaks 40 €.

Amari kontsernile on väga tähtis hoida oma mainet kõrgel. See eeldab, et tooted on kvaliteetsed, teenindus kliendisõbralik ja kiire, ning ettevõttele esitatud arved on õigeaegselt tasutud. Samuti oodatakse klientidelt arve õigeaegset tasumist. Või kui ilmnevad probleemid, siis sellest teavitatakse viivitamatult teist osapoolt, et koos lahendus leida.

Ettevõtte tegeleb aktiivselt ka arvete laekumiste ja tähtaja ületanud arvete jälgimisega. Klientidele hakatakse tähtaja ületamisest meeldetuletusi saatma 3 päeva peale tähtaja ületamist. Kui hiljemalt 30 päeva jooksul ei ole klient arvet tasunud, ega viivituse teemal ühendust võtnud, siis võetakse kliendiga ühendust klienti külastades ja püütakse koos leida lahendus. Tähtaja ületamisel 60 päeva või enam lõpetatakse kliendile müük ja võetakse käsitlesele rangemad meetodid. Näiteks, kindlustatud klientide puhul teavitatakse kindlustusettevõtet, kindlustamata klientide puhul aga kasutatakse inkassoteenust või muid kanaleid võla kättesaamiseks.

Kuna ettevõtte ostab tehastest materjali üldiselt 30- ja mõnel juhul ka 60-päevase tähtajaga, ei ole harvad olukorras, kus ettevõttel tuleb materjali eest tasuda enne, kui klient temale esitatud arve tasub. Kui kliendid maksetega viivitavad, siis võib tekkida ettevõttel probleeme oma kohustuste täitmisega. Et mitte rikkuda kontserni mainet, on ettevõttel võimalik kontserni siseselt saada laenu kohustuste katteks, mida vajadusel ka kasutatakse. Kuigi kontsernisiseselt saadav laen on võrreldes pangast võetava laenuga väiksema intressiga ja laenutaotlus menetletakse kiiremini, tähendab see siiski ettevõttele täiendavat kulu.

Ettevõttele loodava krediidiriski prognoosimise mudeli jaoks kasutatakse Amari klientidele koostatud arvete andmeid aastatel 2012–2014. Andmetest kasutatakse järgmist:

- 1) kliendile arve koostamise kuupäev,
- 2) arve tasumise tähtaeg,
- 3) arve laekumise kuupäev,
- 4) klientide majandusaasta aruanded 2010–2013 aastate kohta.

Mudeli koostamisel on analüüsitavate klientide nimekirjast eemaldatud kõik ettemaksukliendid, erakliendid, „raha kauba vastu“ kliendid, kontsernisisene müük ja kliendid, kellel puudub vaadeldava perioodi kohta majandusaasta aruanne. Valimisse jäänud klientidele leitakse koostatud arve ja kliendi poolt teostatud tasumise alusel klientide maksekäitumine aastatel 2012–2014. Kliendi maksekäitumise info baasil jaotatakse kliendid „headeks“ ja „halbadeks“ kolme erineva kodeeringu alusel:

- 1) kodeering A – „hea“ = 1, kliendil ei ole vaadeldaval perioodil ükski arve ületanud maksetähtaega mitte ühtegi päeva. „Halb“ = 0, kliendil on vähemalt üks arve ületanud maksetähtaega kas või ühe päeva.
- 2) kodeering B – „hea“ = 1, klient on arve tasunud 7 päeva jooksul pärast arve maksetähtaega. „Halb“ = 0, kliendi arve on laekunud kuni 7 päeva pärast arve maksetähtaega.
- 3) kodeering C – „hea“ = 1, kliendi arve on laekunud kuni 30 päeva pärast arve maksetähtaega. „Halb“ = 0, kliendi arve laekus enam kui 30 päeva pärast maksetähtaega.

Selline kodeeringud on valitud sellepärast, et kodeering A näitab ettevõtte täpsust ja suhtumist kokkulepitud tähtaegadesse. Kodeering B võimaldab tuvastada ka need „head“ kliendid, kellel ei ole halbu kavatsusi, vaid arve laekumine on viibinud näiteks pankadevahelise raha liikumise tõttu. Samuti ka need kliendid, kellel mingil põhjusel ei ole arve jõudnud raamatupidajani, kuid peale meeldetuletuse ja kordusarve saatmist on arve paari päeva pärast tasutud saanud. Kodeering C puhul on nimetatud „heaks“ kliendiks ka need ettevõtted, kellel on tekkinud väga lühiajalised raskused näiteks seeläbi, et nende kliendid ei ole neile korrektselt arvete eest tasunud ja püütakse leida

vahendeid, et esimesel võimalusel oma kohustused tasuda. „Halvad“ kliendid on selle kodeeringu puhul pigem need, kellel on suuremaid rahalisi probleeme.

Algselt oli modelleerimiseks kasutatavate andmete üldkogum 459 ettevõtet, kellest pärast erindite ja puuduvate väärtuste eemaldamist jäi lõplikusse valimisse alles 311 ettevõtet. Nimetatud erinditeks ja puuduvateks väärtusteks olid ettemaksukliendid, erakliendid, „kaup raha vastu“ kliendid, kontsernisisene müük ja kliendid, kellel puudus vaadeldaval perioodil majandusaasta aruanne või mõni oluline näitaja finantssuhtarvude leidmiseks. Kuna käesolevas töös kasutatakse „heade“ ja „halbade“ ettevõtete defineerimiseks kolme erinevat kodeeringut, on igas kodeeringus ka „häid“ ja „halbu“ ettevõtteid erinev arv. „Heade“ ja „halbade“ ettevõtete arv kodeeringute lõikes on välja toodud tabelis 2.1.

Tabel 2.1 „Heade“ ja „halbade“ ettevõtete osakaalud

Kodeering	„Hea“	„Halb“	Kokku
Kodeering A	92	219	311
Kodeering B	189	122	311
Kodeering C	280	31	311

Allikas: autori koostatud

Kuna valimites on „heade“ ja „halbade“ klientide osakaalud erinevad, siis kasutades SPSS programmi funktsiooni kaalutakse iga kodeeringu „heade“ ja „halbade“ osakaalud võrdseks. See välistab olukorra, kus domineerima hakkaks suurema osakaaluga ettevõtete grupp. Võrdsete kaaludega valimi puhul on ka kasutatav murdepunkt 0,5.

Kõigile ettevõtetele arvutatakse majandusaasta aruandest pärineva info baasil finantssuhtarvud. Ettevõtetele arvutavate finantssuhtarvude leidmisel jälgitakse arve koostamise kuupäeva. Perioodil 01.01–30.06 koostatud arvele arvutatakse finantssuhtarvud üle-eelmise aasta finantsnäitajate baasil ja perioodil 01.07–31.12 koostatud arvele arvutatakse finantssuhtarvud eelmise aasta finantsnäitajate baasil.

Käesolevas töös kasutatakse analüüsi teostamisel kümmet finantssuhtarvu, mis liigituvad finantssuhtarvude, likviidsuse ja kasumlikkuse finantssuhtarvu gruppidesse. Finantssuhtarvude valikul on lähtutud järgmistest põhimõtetest:

- 1) esindatud on suhtarvude kategooriad, mille suhtarvud on osutunud erinevates uuringutes olulisteks,
- 2) finantssuhtarvud on kasutust leidnud eelnevates uuringutes,
- 3) kasutatavaid finantssuhtarve ja finantssuhtarvude kategooriaid on kajastatud erialases kirjanduses,
- 4) majandusaasta aruannetest on võimalik saada algandmed suhtarvude arvutamiseks.

Kasutatavad finantssuhtarvud on esitatud tabelis 2.2. Kasutatud finantssuhtarvude puhul on kogukapital defineeritud kui kohustusete ja omakapitali summa kokku, ning äritulud kokku müügitulude ja muude äritulude summa kokku.

Tabel 2.2 Kasutatavad finantssuhtarvude kategooriad ja finantssuhtarvud

Kategooria	Finantssuhtarv
Finantsvõimendust hindavad suhtarvud	Kogu võlgnevus / kogukapital
	Laenukohustused / kogukapital
Likviidsust hindavad suhtarvud	Käibevara / lühiajalised kohustused
	(Käibevara–lühiajalised kohustused) / kogukapital
	Lühiajalised võlgnevused / kogukapital
	Raha / kogukapital
Kasumlikkust hindavad suhtarvud	Ärikasum / äritulud kokku
	Puhaskasum / äritulud kokku
	Puhaskasum / kogu varad
	Ärikasum / kogu varad

Allikas: autori koostatud Hazak, Männasoo (2007) põhjal

Algselt oli autoril plaanis kasutada lisaks ka ettevõtete maksuvõlgade infot. Kuid kuna maksuvõlgade oli väga vähestel ettevõtetel ja nende põhjal ei õnnestunud saada tulemusi, mille põhjal ajutist maksejõuetust prognoosida, siis otsustas autor maksuvõlgade info välja jätta. Põhjus, miks maksuvõlgade info ei võimalda ajutise maksejõuetuse korral usaldusväärselt krediidiriski prognoosida, võib olla seotud sellega,

et info maksuvõlgade kohta on koheselt avalikult kättesaadav ja seepärast ettevõtted püüavad kõigepealt tasuda maksud ja pigem jäädakse võlgu tarnijatele. Tarnijatele võlgu olemist on võimalik pikemalt varjata ja üldiselt suudetakse võlg tasuda enne, kui info avalikkusele kättesaadavaks osutub. Andmete töötlemiseks kasutatakse andmetöötlusprogrammi Microsoft Excel ja andmete analüüsimiseks kasutatakse statistikaprogrammi SPSS.

2.2. Logistilisel regressioonanalüüsil põhinevate mudelite loomine

Käesolevas alapunktis teostab autor valimisse kuuluvate ettevõtete analüüsid, mille baasil luuakse kolm erinevat mudelit vastavalt töös kasutatavatele kodeeringutele. Igat kodeeringut analüüsitakse eraldi, kasutades antud kodeeringule vastavat „heade“ ja „halbade“ ettevõtete kaalu. Analüüsimiseks kasutatakse logistilist regressioonanalüüsi, mille kasutamise eelduseks on erindite ja puuduvate väärtuste puudumine, millega on tegeletud lõpliku valimi koostamisel.

Esmases analüüsis kasutatakse kõiki ettevõtetele arvatud finantssuhtarve. Saadud tulemustele toetudes valitakse igast finantssuhtarvu kategooriast välja statistiliselt kõige olulisemad finantssuhtarvud ja koostatakse lõplikud mudelid. Igale kodeeringule lähenetakse individuaalselt ja seetõttu ei ole lõppmudelid kasutatavad finantssuhtarvud kõigi kodeeringute puhul samad. Igast kategooriast kõige olulisema suhtarvu valimine eemaldab mudelist ka multikollineaarsuse ohu, kuna lõppmudelitesse jääb väike arv finantssuhtarve.

Kodeeringu A baasil koostatud mudeli A puhul ei ole „hea“ kliendil vaadeldaval perioodil ühegi arve tasumine ületanud maksetähtaega. „Halva“ kliendil on vähemalt üks arve ületanud tähtaja vähemalt ühe päeva. Võrreldes kolme koostatavat mudelit on mudeli A puhul kõige vähem „häid“ ja rohkem „halbu“ ettevõtteid, vastavalt 92 ja 219 ettevõtet. „Head“ kliendid on antud mudelis pigem need, kes sooritavad ostu harva ja kes ei kuulu Amari suurl klientide hulka. „Halva“ gruppi kuuluvad pea kõik Amari jaoks olulised kliendid ja ülejäänud kliendid, kes ei soorita ostu väga tihti. Tabelis 2.3 on toodud finantssuhtarvud, mis osutusid esialgseid teste tehes statistiliselt olulisteks.

Tabel 2.3 Mudeli A finantssuhtarvude parameetrite hinnangud

Finantssuhtarv	Kordaja	Standardviga	Olulisustõenäosus
Laenukohustused / kogukapital	-2,53	0,72	0,00
(Käibevara – lühiajalised kohustused) / kogukapital	1,14	0,42	0,01
Puhaskasum / kogu varad	-1,93	0,81	0,02
Vabaliige	0,248	0,202	0,219

Allikas: SPSS; autori koostatud

Tabelis 2.4 on välja toodud mudeli A klassifitseerimise täpsused. Kasutades valimite võrdseks kaalumise funktsiooni saadi tulemuseks, et mõlemas grupis on 156 ettevõtet. Vaadates tabelit, võib näha, et mudel prognoosib õigesti õigeaegset arve tasumist 112 ettevõtte puhul, valesti aga 44 ettevõtte puhul. Seega „heade“ klientide klassifitseerimise täpsus on 71,7%, mida võib pidada suhteliselt heaks prognoositäpsuseks. Arve tähtaja ületamist suudab mudel õigesti prognoosida 86 kliendi puhul, valesti aga 70 kliendi puhul. Seega tähtaja ületamise klassifitseerimise täpsus on 55,3%. See tulemus jääb siiski suhteliselt tagasihoidlikuks. Mudeli A puhul kuuluvad „halba“ gruppi ka need kliendid, kes on üldiselt eeskujuliku maksekäitumisega, aga mingil põhjusel ei ole arve raamatupidajani jõudnud. Peale meeldetuletuse ja arve saatmist on sellistel klientidel arve reeglina järgmiseks päevaks tasutud. Mudeli keskmine prognoositäpsus on 63,5%, mida võiks pidada keskmiseks tulemuseks.

Tabel 2.4 Mudeli A klassifitseerimise täpsus

Mudel A	Õigesti klassifitseerimine		
Liigitamine	0	1	Täpsus (%)
0	86	70	55,3
1	44	112	71,7
Keskmine täpsus			63,5

Allikas: SPSS; autori koostatud, „hea“ – 1, „halb“ – 0

Kodeeringu B andmete baasil saadud mudeli „hea“ kliendil ei ole vaadeldaval perioodil ühtegi üle 7 päeva tähtaja ületanud arvet, „halval“ kliendil on aga vähemalt üks rohkem kui 7 päeva tähtaja ületanud arve. Mudeli B puhul on „heade“ ja „halbade“ klientide osakaalud kõige võrdsemad, vastavalt siis 189 ja 122 ettevõtet. Samuti on mõlemasse gruppi kuuluvate ettevõtete olemused sarnased. Mõlemas grupis on nii suurkliente, kes

sooritavad ostu igapäevaselt, kui ka neid, kes ostavad harva või kelle ostetud materjali kogused jäävad tagasihoidlikumateks. Tabelis 2.5 on ära toodud statistiliselt olulised finantssuhtarvud, mis osutusid esialgseid teste tehes kõige olulisemateks.

Tabel 2.5 Mudeli B finantssuhtarvude parameetrite hinnangud

Finantssuhtarv	Kordaja	Standardviga	Olulisustõenäosus
Laenukohustused / kogukapital	-2,142	0,655	0,001
Raha / kogukapital	3,409	0,981	0,001
Puhaskasum / kogu varad	-1,738	0,801	0,030
Vabaliige	0,116	0,212	0,583

Allikas: SPSS; autori koostatud

Tabelis 2.6 on välja toodud mudeli B kohta saadud mudeli klassifitseerimise täpsus. Kasutades valimite võrdseks kaalumise funktsiooni saadi tulemuseks, et „halvas“ grupis on 156 ettevõtet ja „heas“ 155 ettevõtet. Ettevõtete arvu erinevus tuleneb sellest, et valimis on kokku paaritu arv ettevõtteid ja programm on ümardanud tulemust ülesse poole. See aga ei muuda tulemuste täpsust. Vaadates tabelit 2.6, on näha, et mudel B prognoosib mõlemat gruppi võrdselt hästi, tuvastades nii „heade“ kui ka „halbade“ grupis 101 ettevõtet õigesti ja valesti prognoosib vastavalt 54 või 55 ettevõtet. Mudeli „heade“ ettevõtete prognoosi täpsus on 65,1% ja „halbade“ prognoosi täpsus 64,8%. Keskmiselt prognoosib mudel õigesti 64,9%. Saadud tulemust võib pidada krediidiriski prognoosimisel keskmiseks tulemuseks.

Tabel 2.6 Mudeli B klassifitseerimise täpsus

Mudel B	Õigesti klassifitseerimine		
	0	1	Täpsus (%)
Liigitamine			
0	101	55	64,8
1	54	101	65,1
Keskmine täpsus			64,9

Allikas: SPSS; autori koostatud, „hea“ – 1, „halb“ – 0

Kodeeringu C baasil koostatud mudeli „hea“ kliendil ei ole olnud vaadeldaval perioodil ühtegi üle 30 päeva tähtaja ületanud arvet, „halval“ kliendil on vähemalt üks arve ületanud tähtaega rohkem kui 30 päeva. Valimis on kokku 280 „head“ ja 31 „halba“

ettevõtet. Valimite võrdseks kaalumise funktsiooni alusel on „heade“ klientide grupis 155 ettevõtet ja „halbade“ grupis 156 ettevõtet. Antud kodeeringu puhul kuulub „halbade“ ettevõtete gruppi nii suuremaid kui väiksemaid kliente. Üldist maksekäitumist vaadates on grupis ettevõtteid, kellel on tekkinud ajutised makseraskused, kui ka kliente, kes on ettevõttele tuntud kui „krooniline võlglane“. „Heade“ ettevõtete grupis on erineva suuruse ja ostmissagedusega ettevõtteid. Tabelis 2.7 on välja toodud mudeli C statistiliselt olulised finantssuhtarvud.

Tabel 2.7 Mudeli C finantssuhtarvude parameetrite hinnangud

Finantssuhtarv	Kordaja	Standardviga	Olulisustõenäosus
Laenukohustused / kogukapital	-1,480	0,650	0,023
Raha / kogukapital	5,898	1,390	0,000
Vabaliige	-0,166	0,227	0,465

Allikas: SPSS; autori koostatud

Tabelis 2.8 on ära toodud mudeli C õigesti klassifitseerimise täpsused. Kui mudeli A puhul klassifitseeris mudel suhteliselt hästi „head“ kliendid ja „halbade“ klientide klassifitseerimise täpsus oli pigem kesine, siis mudeli C puhul on vastupidi. Antud mudel suudab tuvastada 120 „halba“ ettevõtet õigesti, valesti aga 35 ettevõtet. See teeb „halbade“ klassifitseerimise täpsuseks 77,4%. „Häid“ ettevõtteid klassifitseerib mudel õigesti 82 ettevõtte puhul, valesti aga 74 ettevõtte puhul. „Heade“ ettevõtete klassifitseerimise täpsus on seega 52,5%, mis on pigem kesine tulemus. Keskmiselt klassifitseerib mudel 65% õigesti, mida võib pidada ka keskmiseks tulemuseks.

Tabel 2.8 Mudeli C klassifitseerimise täpsus

Mudel C	Õigesti klassifitseerimine		
Liigitamine	0	1	Täpsus (%)
0	120	35	77,4
1	74	82	52,5
Keskmine täpsus			65,0

Allikas: SPSS; autori koostatud, „hea“ – 1, „halb“ – 0

Vaadates erinevates mudelites olulisteks osutunud finantssuhtarve, võib näha, et lõppmudelites kasutatavad suhtarvud jagunevad kolme suhtarvude gruppi: finantsvõimendust, likviidsust ja kasumlikkust hindavate suhtarvude gruppi. On näha, et

erinevate mudelite korral jäävad „head“ ja „halba“ gruppi eristavad suhtarvud sarnasteks. Esialgsest kümnest suhtarvust kasutatakse lõppmudelil kokku nelja finantssuhtarvu. Kõigis kolmes mudelis kasutati finantsvõimendust hindavat suhtarvu laenukohustused / kogukapital. Kaks suhtarvu, mis hindavad likviidsust ja kasumlikkust, on kahel mudelil samad (raha / kogukapital ja puhaskasum / kogu varad). Vaid ühes mudelis osutus oluliseks likviidsuse suhtarv (käibevara – lühiajalised kohutused) / kogukapital. Koostatud mudelite põhjal võib järeldada, et finantssuhtarvude baasil on võimalik maksetähtaja ületamist prognoosida. Samas tuleb tõdeda, et vaid finantssuhtarvude kasutamine ei ole selleks väga efektiivne.

Võrreldes käesolevas töös koostatud mudeleid alapunktides 1.2 ja 1.4 kirjeldatud mudelitega, võib järeldada, et kõik mudelid erinevad üksteisest millegi poolest. Mitut mudelit, kus olulisteks on osutunud täpselt samad finantssuhtarvud, on raske, kui mitte võimatu leida. Kui võrrelda käesolevas töös koostatud mudeleid varasemate mudelitega, siis võib näha, et valimi suuruse poolest sarnaneb käesolev magistritöö Srinivasan V. ja Kim Y. H. 1987. aastal ja Orgler Y. E. 1970. aastal koostatud mudelitega. Nendes mudelites oli valimi suurus ligikaudu 300 ettevõtet. Kõnealused mudelid sarnanevad ka selle poolest, et nendes mudelites olid kasutusel finantssuhtarvud. Mudelid erinevad aga selle poolest, et eelnevalt koostatud mudelites kasutati lisaks finantssuhtarvudele ka mittefinantsilisi näitajaid ning kasutatavad finantssuhtarvud on suures osas erinevad. Tuleb ka nentida, et eelnevate mudelite tulemused on tunduvalt paremad. Kasutatud muutujate osas sarnaneb käesolev töö kõige rohkem Hazak A. ja Männasoo K. 2007. aastal koostatud mudelile, kus esialgsetes mudelites kasutatavad kuus finantssuhtarvu on samad. Küll aga on mõlemas mudelis olulisteks osutunud finantssuhtarvud erinevad. Tulemuste poolest sarnaneb käesolev magistritöö Lee *et al.* 2002. aastal koostatud mudeliga, mille keskmine klassifitseerimise täpsus oli 73,45%. Samas erinevad need mudelid valimi suuruse ja kasutatud muutujate poolest. Lee *et al.* 2002. aastal koostatud mudelis kasutati ainult mittefinantsilisi näitajaid, käesolevas magistritöös aga vaid finantssuhtarve. Kokkuvõtvalt võib öelda, et paremate tulemuste saamiseks tuleb igale uuringule läheneda individuaalselt ja arvestada konkreetse ettevõtte jaoks olulisi andmeid ja aspekte. Andmed, mis ühe ettevõtte jaoks on olulised, ei pruugi olla seda teise ettevõtte jaoks. Seetõttu tuleb uuringus kasutatavaid andmeid valides lähtuda ettevõtte tegevusalast, koostatava uuringu eesmärgist ja andmete kättesaadavatest.

Vaadeldes erinevaid mudeleid, saab kinnitada alapunktis 1.2 väidetut, et mudelites, kus kasutatakse koos nii finantssuhtarve kui mittefinantsilisi näitajaid on prognoosimise täpsus parem kui nendes, kus kasutati vaid üht liiki muutujaid. Samuti leiab kinnitust väide, et kõige paremad finantsraskuste prognoosijad kuuluvad likviidsuse suhtarvude kategooriasse, millest käesoleva töö lõppmudelitesse jäi 2 finantssuhtarvu. Samas finantssuhtarv, käibevara / lühiajalised kohustused, mida on peetud olulisimaks maksevõime näitajaks, jäi käesolevas töös lõppmudelitest välja. Veel võib töös kajastatud mudelite andmetel öelda, et suurem muutujate arv mudelis ei tähenda siiski alati paremat prognoositäpsust. Kui Abdou H. A. ja Pointon J. väitsid, et suurem valim annab täpsema ja parema tulemuse, siis käesoleva töö autor seda siiski kinnitada ei julge. Pigem mõjutavad mudeli täpsust siiski kasutatavad muutujad ja nende kvaliteet.

2.3. Võimalikud situatsioonid klientide käitumises ja selle mõju ettevõtte majandustulemustele

Nagu eelnevast peatükist selgus, on klientide krediidiriski võimalik hinnata kasutades finantssuhtarve. Küll aga tuleb tõdeda, et saadud mudelite klassifitseerimise täpsus jääb siiski pigem tagasihoidlikuks. Lisaks tuleb mainida, et mudelite praktiline rakendatavus on tugevas sõltuvuses sellest, kuidas käitüksid „head“ kliendid, kui neilt nõuda arve tasumist ettemaksega, kaup raha vastu või küsida krediiti müües lisagarantiid. Järgnevalt vaatleb autor erinevaid situatsioone, kuidas võivad kliendid käituda ja kuidas see võiks mõjutada ettevõtte tegevust. Selleks kasutab autor keskmist klienti. Keskmiseks kliendiks nimetab autor klienti, kes:

- 1) soetab materjali toodete tootmise eesmärgil,
- 2) sooritab ostu kord kuus,
- 3) ostab nii tavalist kui happekindlat roostevaba terasest lehte,
- 4) arve suurus on 3500 €,
- 5) kasumi marginaal 10%.

Keskmise kliendi ostusageduse ja arve suuruse leidmisel on arvestatud kõigi aastas koostatud arvetega ja kogu aastase müügituluga. Seega on seal andmed nii suursuhtide kui väikeste klientide kohta. Kasumi marginaaliks on võetud näitlik suurus

kalkulatsioonide teostamiseks ja tegelikkuses võib see olla mõnevõrra teistsugune. Seega tuleb toonitada, et järgnevate kalkulatsioonide puhul on tegemist illustratiivsete tulemustega, mis on saadud kasutades nimetatud keskmist klienti, tema arve suurust ja kasumimarginali. Tegelikkuses oleneb kõik konkreetsest kliendist, tema soovitud tootest ja sellest olenevalt ka arve suuruselt ning tema käitumisest valesti klassifitseerimise korral.

Kliendi klassifitseerimisel krediidi jaoks mittedobivaks rakendatakse nendele klientidele erinevaid maksevõimalusi. Kui klient on klassifitseeritud krediidisobimatuks ja kauba küsitakse eest ettemaksu, loobub umbes 30% klientidest tehingust. „Kaup raha vastu“ olukorras jätab 15% klientidest tehingu sooritamata. Lisagarantiid küsides jääb ettevõtte ilma 10% tehingutest. Loobuvate klientide proportsioonid on ettevõtte tegevuse käigus välja kujunenud kliendikaod.

Tabelisse 2.9 on koondatud kodeeringute lõikes õigesti ja valesti klassifitseeritud ettevõtete arvud. Järgnevalt teostab autor kodeeringute ja maksetingimuste lõikes arvutused võimalike kasumite ja kahjumite leidmiseks.

Tabel 2.9 Õigesti ja valesti klassifitseeritud ettevõtted kodeeringute lõikes

	„Hea“		„Halb“	
Kodeering	Õigesti	Valesti	Õigesti	Valesti
A	66	26	121	98
B	123	66	79	43
C	147	133	24	7

Allikas: autori koostatud

Mudeli A puhul, kus „hea“ klient ei ületa maksetähtaega ühtki päeva ja „halb“ klient on kasvõi ühe arve tähtaega ületanud üks päev, on „häid“ kliente 92, kellest õigesti klassifitseeritakse 71,7%, ehk 66 klienti ja valesti 26 klienti. „Halbu“ kliente on selle mudeli puhul 219, kellest õigesti klassifitseeritakse 55,3%, ehk 121 klienti, valesti aga 98 klienti. Olukord, kus „hea“ klient on klassifitseeritud „halvaks“ kliendiks võib avaldada negatiivset mõju ettevõtte majandustegevusele. Valesti klassifitseeritud klientidele pakutakse kliendi suhtes halvemaid maksetingimusi. Olukorras, kus rakendatakse kauba eest ettemaksu küsimist, on tõenäoline, et osad kliendid küsivad

konkurendilt sama toodet. Kui konkurent pakub paremat maksetingimust, siis ettevõtte jääb ilma müügitulust ja võimalik, et ka kliendist. Samuti on negatiivsed tagajärjed valesti klassifitseeritud „halbade“ klientidega. Kui „halb“ klient klassifitseeritakse „heaks“ siis tõenäoliselt viivitab see klient arve tasumisega. Halvimal juhul jääb kliendilt raha üldse kätte saamata.

Kui küsida kliendilt kauba eest ettemaksu, jätab mudeli A puhul 26 valesti klassifitseeritud „hea“ kliendist keskmiselt 8 klienti tehingu sooritamata. Arvestades keskmist arve suurust ja kasumimarginali, toob see kaasa 28 000 € väiksema müügitulu ja 2 800 € kaotatud kasumit. „Kaup raha vastu“ olukorras jätab valesti klassifitseeritud 26 kliendist tehingu sooritamata neli klienti. Arvestades keskmist arve suurust ja kasumimarginali, jääb ettevõtte ilma 14 000 € suurusest müügitulust ja 1 400 € suurusest kasumist. Lisagarantiid küsides lahkub aga valesti klassifitseeritud 26 kliendist kolm klienti, mis arvestades keskmist arvet ja kasumimarginali toob ettevõttele kaasa 10 500 € suuruse müügitulu kao ja 1 050 € suuruse kasumi kao. Kodeeringu A puhul tuvastab mudel üle poolte „halbade“ klientidest, 121 klienti. Valesti klassifitseerib aga 98 klienti. Arvestades keskmist arve suurust ja kasumimarginali, toob see kaasa 343 000 € eest arvete tasumisega viivitamise ja 34 300 € suuruse kasumi kätte saamisega viivitamise. Mudeli poolt 121 õigesti tuvastatud „halva“ kliendi puhul aga suudetaks keskmist arve suurust ja kasumimarginali arvestades hoiduda 423 500 € väärtuses väljastatud arvetest ja 42 350 € suurusest kasumist, mis tõenäoliselt ei laekuks õigeks ajaks. Samas 66 „hea“ kliendi õigesti tuvastamisega makstakse tõenäoliselt, arvestades keskmist arve suurust ja kasumimarginali, ettevõttele 231 000 € eest müügiarveid õigeaegselt ja saadakse 23 100 € kasumit.

Kodeeringu B puhul, kus „hea“ klient tasub arved 7 päeva jooksul pärast maksetähtaega ja „halb“ klient tasub arved hiljem kui 7 päeva pärast maksetähtaega, suudab kodeering B tuvastada võrdselt hästi nii „head“ kui „halvad“ kliendid, vastavalt 65,1% ja 64,8%. „Häid“ kliente on 189, kellest 123 klassifitseeritakse õigesti ja valesti 66 klienti. „Halbu“ kliente on 122, kellest 79 klassifitseeritakse õigesti ja 43 valesti. Klassifitseerides „head“ kliendid valesti ja seetõttu temalt ettemaksu küsides, jätab 66 kliendist keskmiselt 20 klienti tehingu sooritamata, mis arvestades keskmist arve suurust ja kasumimarginali toob kaasa 70 000 € suurusest müügitulust ja 7 000 €

suurusest kasumist ilma jäämise. „Kaup raha vastu“ olukorras ei soorita 66 kliendist ostu 10 klienti, mis arvestades keskmist arve suurust ja kasumimarginali vähendab müügitulu 35 000 € ja kasumit 3 500 € väärtuses. Lisagarantii küsimise korral loobub 66 kliendist 7 klienti tehingust ja ettevõtte jääb, arvestades keskmist arve suurust ja kasumimarginali, ilma 24 500 € suurusest müügitulust ja 2 450 € suurusest kasumist. „Halbadest“ klientidest jääb tuvastamata 43 klienti, kes arvestades keskmist arve suurust ja kasumimarginali toovad kaasa 150 500 € suuruses summas maksete viivitamise ja 15 050 € suuruses summas kasumi hilinevad kätte saamise. Kui 123 „head“ klienti klassifitseeritakse õigesti, suudab ettevõtte, arvestades keskmist arve suurust ja kasumimarginali, teenida 430 500 € eest müügitulu ja 43 050 € eest kasumit, mis tõenäoliselt tasutakse õigeaegselt. 79 „halba“ kliendi õigesti klassifitseerides suudab ettevõtte, arvestades keskmist arve suurust ja kasumimarginali, hoiduda 276 500€ eest arvete väljastamisest ja 27 650 € suurust kasumist, mis tõenäoliselt ei laeku õige aegselt.

Kodeeringu C puhul, kus „hea“ klient tasub arved kuni 30 päeva jooksul pärast tähtaega ja „halb“ klient hiljem kui 30 päeva, on „häid“ kliente 280, kellest 52,5% ehk 147 klienti klassifitseeritakse õigesti ja 133 valesti. „Halbu“ kliente on 31, kellest 77,4% ehk 24 klassifitseeritakse õigesti, valesti aga 7 klienti. Olukorras, kus „hea“ klient klassifitseeritakse valesti ja seetõttu nõutakse temalt kauba eest ettemaksu, jätab 133 kliendist 40 klienti ostu sooritamata ja, arvestades keskmist arve suurust ja kasumimarginali, kaotab ettevõtte tõenäoliselt 140 000 € eesti müügitulu ja 14 000 € eest kasumit. „Kaup raha vastu“ tingimust rakendades ei toimu tehingut 133 kliendist 20-ga. Sel juhul jääks ettevõtte, arvestades keskmist arve suurust ja kasumimarginali, ilma 70 000 € suurusest müügitulust ja 7000 € suurusest kasumist. Lisagarantiid küsides ei toimiks tehingut 133 kliendist 13-ga ja ettevõtte jääks seetõttu, arvestades keskmist arve suurust ja kasumimarginali, ilma 45 500 € suurusest müügitulust ja 4 550 € suurusest kasumist. 7 „halba“ klienti „heaks“ klassifitseerides jääks ettevõttel õigeaegselt saamata 24 500 € eest müügitulu ja 2 450 € eest kasumit. 147 „head“ kliendi õigesti klassifitseerides kindlustab ettevõtte, arvestades keskmist müügitulu ja kasumimarginali, õigeaegselt tasutud arveid 514 500 € eest. Samas, 24 „halva“ kliendi õigesti klassifitseerimise korral suudaks ettevõtte, arvestades keskmist arve suurust ja kasumimarginali hoiduda, 84 000 € väärtuses väljastatavatest arvetest ja 8 400 €

väärtuse kasumist, mis tõenäoliselt ei laeku õigeaegselt. Illustratiivsete arvutuste tulemused on kokkuvõtlikult koondatud tabelisse 2.10.

Vaadates koostatud mudeleid, võib näha, et keskmiselt on kõigi mudelite klassifitseerimise täpsused 65% lähedal, kuid olenevalt kodeeringust on „heade“ ja „halbade“ klientide klassifitseerimise täpsused erinevad. Klassifitseerimise täpsusi vaadates on näha, et mida kaugemale „hea“ kliendi piiri lükata, seda halvemaks läheb täpsus. „Halva“ kliendi puhul on aga vastupidi. Mida kaugemale piir lükata, seda parem on klassifitseerimise täpsus. Kui mudelis A on rohkem „halbu“ kliente ja vähem „häid“ kliente, siis mudelis C on kaalud vastupidised. Kõige võrdsemad „heade“ ja „halbade“ klientide kaalud on mudelis B.

Mudelis A on „headeks“ klientideks pigem väikesed kliendid, kelle müüginahud on väikesed ja kes ostavad väga harva, korra või paar aastas. „Halva“ kliendi kategoorias on nii suurkliente kui kliente, kelle müüginahud on väikesed. Kuna antud mudelis on „halb“ klient juba see, kellel on kasvõi üks arve ületanud maksetähtaega ühe päeva, on seal kliente, kes üldiselt maksavad arveid korrektselt, aga makse on viibinud näiteks pankadevahelise raha liikumise tõttu või ei ole arve mingil põhjusel jõudnud raamatupidajani. Nagu mudelis B näha, on „halbade“ klientide osakaal pea 100 kliendi võrra vähenenud. Antud kodeeringus on „halva“ kliendi kategooriasse jäänud need kliendid, kes ostavad pigem tihti ja kellel on tekkinud ajutised finantsraskused. Samuti need kliendid, kes on ettevõttele juba eelnevalt ebakorrekse maksekäitumisega silma jäänud. Mudelis C on „halbu“ kliente kõige vähem ja „häid“ kliente kõige rohkem. Antud kodeeringu puhul on näha, et võrreldes mudeliga B on taaskord pea 100 klienti suutnud oma arved siiski tasuda ja veel on jäänud 31 „halba“ klienti. Nende klientide seas on nii suurkliente kui keskmise suurusega kliente. Suurkliendid, kelle arve tasumine viibib vähemalt 30 päeva, on reeglina tekkinud probleemid enda klientidelt raha kätte saamisega. Sellised suurkliendid tavaliselt informeerivad ettevõtet tekkinud olukorrast ja see annab ettevõttele kindlust, et arved saavad probleemide lahenedes tasutud. Kui arvete maksetega on viivitatud juba 60 päeva, tuleb ettevõttel siiski krediitkindlustuse poolt määratud toimingud ja meetmed kasutusele võtta. Samuti võib „halbade“ klientide hulgast leida keskmise suurusega kliente, kellel on tekkinud rahalised probleemid erinevatel põhjustel.

Tabel 2.10 Võimalikud kasumid ja kahjumid rakendades saadud mudeleid ja kasutades keskmise ettevõtte andmeid

	"Hea" kliendi "halvaks" klassifitseerimisel			"Halva" kliendi "heaks" klassifitseerimisel		"Hea" kliendi "heaks" klassifitseerimisel		"Halva" kliendi "halvaks" klassifitseerimisel	
Kodeeringud ja maksetingimused	Eeldatav kliendi-kadu	Eeldatav saamata müügitulu	Eeldatav saamata kasum	Arved, mille maksetega viivitatakse	Kasum viivitusega laekuvatelt arvetelt	Eeldatav teenitav müügitulu	Eeldatav teenitav kasum	Eeldatav tekkimata kulu	Eeldatav tekkimata jääv kasum
MUDEL A				343 000	34 300	231 000	23 100	423 500	42 350
Ettemaks	8	28 000	2 800						
Kaup raha vastu	4	14 000	1 400						
Lisagarantiid	3	10 500	1 050						
MUDEL B				150 500	15 050	430 500	43 050	276 500	27 650
Ettemaks	20	70 000	7 000						
Kaup raha vastu	10	35 000	3 500						
Lisagarantiid	7	24 500	2 450						
MUDEL C				24 500	2 450	514 500	51 450	84 000	8 400
Ettemaks	40	140 000	14 000						
Kaup raha vastu	20	70 000	7 000						
Lisagarantiid	13	45 500	4 550						

Allikas: autori koostatud

Järgnevalt selgitab autor välja, milline saadud mudelitest on ettevõttele kasutamiseks kõige otstarbekam. Selleks selgitatakse välja ja liidetakse kokku mudeli kasutamisest tulenevad kasumid ja kahjumid. Teostatavate kalkulatsioonide puhul on tegemist mudeli kasutamise otstarbekuse illustatsiooniga, ehk lihtsa näitega, millised kasumid või kahjumid mudeli kasutamisega lühiperioodil kaasnevad.

Mudeli A puhul „halva“ kliendi „halvaks“ klassifitseerimine võimaldab elimineerida müümist klientidele, kes tõenäoliselt arve tasumisega viivitaks. Halvimal juhul jääks nendelt klientidelt raha üldse saamata. Tõenäoliselt maksavad kliendid 95% summast viivitusega ära, aga 5% jääks siiski saamata, mis tuleb kanda lõpuks lootusetuteks nõueteks. Mudeli A puhul suudetakse selles olukorras hoiduda lootusetutest nõuetest summas 19 057,50 €¹ väärtuses. Viivitusega laekuvate arvete eest tasumiseks tehastele tuleb vajalik summa laenata, intressiga 1% kuus. Selles olukorras jääb ettevõttele tekkimata intressikulu 3 811,5 €² väärtuses. „Hea“ kliendi „halvaks“ klassifitseerimisel jäävad ettevõttele tõenäoliselt tehingud sooritamata klientidega, kes said konkurendilt paremad ostutingimused. Sellega jääb ettevõttele kasum saamata 5 250 €³ väärtuses. „Halva“ kliendi „heaks“ klassifitseerimine toob endaga kaasa arved, mille maksetega viivitatakse või mis jäävadki tasumata ja kantakse lootusetuteks nõueteks. Tõenäoliselt maksavad 99% nendest klientidest ära, aga 1% kantakse siiski lootusetuteks nõueteks. Sellisel juhul tekib lootusetuid nõudeid 3 087 €⁴ väärtuses. Kõigi viivitusega laekuvate arvete eest tasumiseks tehastele tuleb tõenäoliselt võtta laenu, intressiga 1% kuus, mis

¹ $(423\,500 - 10\%) * 5\% = 19\,057,50\text{ €}$, kus 423 500= eeldatav tekkimata kulu „halva“ kliendi „halvaks“ klassifitseerides, 10% = kasumimarginal, 5% = lootusetud nõuded „halva“ kliendi „halvaks“ klassifitseerimisel.

² $(423\,500 - 10\%) * 1\% = 3\,811,5\text{ €}$, kus 423 500= eeldatav tekkimata kulu „halva“ kliendi „halvaks“ klassifitseerides, 10% = kasumimarginal, 1% = kuu intressimäär.

³ $2\,800 + 1\,500 + 1\,050 = 5\,250\text{ €}$ „hea“ kliendi „halvaks“ klassifitseerides eeldatav saamata jääv kasum.

⁴ $(343\,000 - 10\%) * 1\% = 3\,087\text{ €}$, kus 343 000= viivitused arvete laekumisel „halva“ kliendi „heaks“ klassifitseerides, 10% = kasumimarginal, 1% = lootusetud nõuded „halva“ kliendi „heaks“ klassifitseerimisel.

toob kaasa intressikulu summas 3 087€⁵. Mudeli A kasutamisega suudaks ettevõtte teenida 11 445 €⁶ kasumit.

Mudeli B puhul suudetakse „halva“ kliendi „halvaks“ klassifitseerimise korral hoiduda lootusetutest nõuetest summas 12 442,50 €⁷. 95% nõuetest saadakse kätte viivitusega. See tähendab ettevõttele olukorda, kus summa arvete tasumiseks tehastele, mille maksetega viivitatakse või mis kantakse lootusetuteks nõueteks, tuleb laenata intressiga 1% kuus. Nii jääb ettevõttel tekkimata intressikulu 2 488,50 €⁸. „Hea“ kliendi „halvaks“ klassifitseerimisel jäävad ettevõttel tõenäoliselt tehingud sooritamata klientidega, kes said konkurendilt paremad ostutingimused. Sellega jääb ettevõttel müümata toodetelt saamata kasum 12 950 €⁹ väärtuses. „Halva“ kliendi „heaks“ klassifitseerimine toob endaga kaasa arved, mille maksetega viivitatakse või mis jäävadki tasumata ja kantakse lootusetuteks nõueteks. Tõenäoliselt maksavad 99% nendest klientidest ära, aga 1% tuleb siiski kanda lootusetuteks nõueteks. Sellisel juhul tekib lootusetuid nõudeid 1 354,50 €¹⁰ eest. Kõikide viivitavate arvete tasumiseks tehastele tuleb tõenäoliselt laenata intressiga 1% kuus, mis toob kaasa intressikulu summas 1 354,50 €¹¹. Mudeli B

⁵ $(343\,000 - 10\%) * 1\% = 3\,087\text{ €}$, kus kus 343 000= viivitused arvete laekumisel „halva“ kliendi „heaks“ klassifitseerides, 10% = kasumimarginal, 1%=kuu intressimäär.

⁶ $19\,057,50 + 3\,811,50 - 5\,250 - 3\,087 - 3\,087 = 11\,445\text{ €}$ mudeli A kasum.

⁷ $(276\,500 - 10\%) * 5\% = 12\,442,50\text{ €}$, kus 276 500 = eeldatav tekkimata kulu „halva“ kliendi „halvaks“ klassifitseerides, 10% = kasumimarginal, 5% lootusetud nõuded „halva“ kliendi „halvaks“ klassifitseerimisel.

⁸ $(276\,500 - 10\%) * 1\% = 2\,488,50\text{ €}$, kus 276 500 = eeldatav tekkimata kulu „halva“ kliendi „halvaks“ klassifitseerides, 10% = kasumimarginal, 1% = kuu intressimäär.

⁹ $7\,000 + 3\,500 + 2\,450 = 12\,950\text{ €}$ „hea“ kliendi „halvaks“ klassifitseerides eeldatav saamata jääv kasum.

¹⁰ $(150\,500 - 10\%) * 1\% = 1\,354,50\text{ €}$, kus 150 500 =viivitused arvete laekumisel „halva“ kliendi „heaks“ klassifitseerides, 10% = kasumimarginal, 1% = lootusetud nõuded „halva“ kliendi „heaks“ klassifitseerimisel.

¹¹ $(150\,500 - 10\%) * 1\% = 1\,354,50\text{ €}$, kus 150 500 =viivitused arvete laekumisel „halva“ kliendi „heaks“ klassifitseerides, 10%= on kasumimarginal, 1% = kuu intressimäär.

kasutamisega suudaks ettevõtte teenida -728 €¹², ehk tõenäoliselt jääks ettevõtte kahjumisse 728 €-ga.

Mudeli C „halva“ kliendi „halvaks“ klassifitseerimisel suudetakse hoiduda lootusetutest nõuetest summas 3 780 €¹³. 95% nõuetest saadakse kätte viivitusega. See tähendab ettevõttele olukorda, kus summa arvete tasumiseks tehastele, mille maksetega viivitatakse või mis kantakse lootusetuteks nõueteks, tuleb laenata intressiga 1% kuus. Selles olukorras jääb ettevõttel tekkimata intressikulu 756 €¹⁴ väärtuses. „Hea“ kliendi „halvaks“ klassifitseerimisel jäävad ettevõttel tõenäoliselt tehingud sooritamata klientidega, kes said konkurendilt paremad ostutingimused. Sellega jääb ettevõttel saamata kasum müümata toodetelt 25 550 €¹⁵ väärtuses. „Halva“ kliendi „heaks“ klassifitseerimine toob endaga kaasa arved, mille maksetega viivitatakse või mis jäävadki tasumata ja kantakse lootusetuteks nõueteks. Tõenäoliselt maksavad 99% nendest klientidest ära, aga 1% läheb siiski lootusetuteks nõueteks. Sellisel juhul tekib lootusetuid nõudeid 220,50 €¹⁶ eest. Kõikide viivitataivate arvete tasumiseks tehastele tuleb tõenäoliselt laenata intressiga 1% kuus, mis toob kaasa intressikulu summas 220,50 €¹⁷. Mudeli C kasutamisega suudaks ettevõtte teenida tulu -21 455 €¹⁸, ehk ettevõtte jääks kahjumisse 21 455 €-ga. Vaadates saadud tulemusi, võib öelda, et ettevõttele on kõige kasulikum kasutada mudelit A.

¹² $12\,442,50 + 2\,488,50 - 12\,950 - 1\,354,50 - 1\,354,5 = -728$ € mudeli B kahjum.

¹³ $(84\,000 - 10\%) * 5\% = 3\,780$ €, kus 84 000= eeldatav tekkimata kulu „halva“ kliendi „halvaks“ klassifitseerides, 10% = kasumimarginal, 5% = 5% lootusetud nõuded „halva“ kliendi „halvaks“ klassifitseerimisel.

¹⁴ $(84\,000 - 10\%) * 1\% = 756$ €, kus 84 000= eeldatav tekkimata kulu „halva“ kliendi „halvaks“ klassifitseerides, 10% = kasumimarginal, 1% = kuu intressimäär.

¹⁵ $14\,000 + 7\,000 + 4\,550 = 25\,550$ € „hea“ kliendi „halvaks“ klassifitseerides eeldatav saamata jääv kasum.

¹⁶ $(24\,500 - 10\%) * 1\% = 220,50$ €, kus 24 500=viivitused arvete laekumisel „halva“ kliendi „heaks“ klassifitseerides, 10% = kasumimarginal, 1% = lootusetud nõuded.

¹⁷ $(24\,500 - 10\%) * 1\% = 220,50$ €, kus 24 500=viivitused arvete laekumisel „halva“ kliendi „heaks“ klassifitseerides, 10% = kasumimarginal, 1% kuu intressimäär.

¹⁸ $3\,780 + 756 - 25\,550 - 220,50 - 220,50 = -21\,455$ € mudeli C kahjum.

Käesoleva magistritöö eesmärk oli OÜ Amari Metals näitel finantssuhtarve kasutades krediidiriski prognoosimise mudeli loomine. Eesmärgi saavutamiseks kasutas autor Amari Metals OÜ kliente ja nende maksekäitumist aastatel 2012–2014 ja klientide majandusaasta aruandeid aastatel 2010–2013. Andmete töötlemiseks kasutati Microsoft Excel andmetöötlus programmi ja SPSS statistikaprogrammi. Algvalimis oli 459 ettevõtet, kellest pärast erindite ja puuduvate väärtuste eemaldamist jäi järgi 311 ettevõtet. Allesjäänud ettevõtete baasil koostati logistilist regressioonanalüüsi kasutades erinevad mudelid, kus „heade“ ja „halbade“ klientide kodeeringud olid erinevad. Esialgsetes mudelites kasutati analüüsimiseks 10 finantssuhtarvu finantsvõimendust, likviidsust ja kasumlikkust hindavast finantssuhtarvu kategooriast. Lõppmudelitesse jäi alles neli statistiliselt olulist suhtarvu kolmest finantssuhtarvu kategooriast. Kõigis mudelites oli oluline finantsvõimendust hindav suhtarv laenukohustused / kogukapital. Olulised suhtarvud olid veel likviidsust hindavad suhtarvud (käibevara–lühiajalised kohustused) / kogukapital ja raha / kogukapital. Oluline oli ka kasumlikkust hindav suhtarv puhaskasum / koguvaram. Kõigi saadud mudelite keskmine klassifitseerimise täpsus jäi 65% lähedale. Saadud tulemust võib pidada keskmiseks, mida on kindlasti võimalik parandada. Täpsuste parandamiseks oleks võimalus lisada mittefinantsilisi muutujaid. Näiteks lisada järgmisi muutujaid:

- 1) juhtkonna karakteristikud – vaadata, ka ettevõtte juhtkonda kuuluvad inimesed on eelnevalt kuulunud mõne ettevõtte juhtkonda, millel on olnud probleeme oma kohustuste täitmisega, või on ettevõtte hoopis tegevuse lõpetanud. Kuna ettevõtet juhivad inimesed ja igal inimesel on oma stiil äri tegemiseks, siis on tõenäoline, et ta rakendab sama stiili ka edaspidi. Kui juhtkonnas on inimesi, kes on eelnevalt olnud mõne probleemse ettevõttega seotud, tõstab see riski ka selle ettevõtte puhul.
- 2) ettevõtte vanus – kui ettevõtte on noor (kuni 3 aasta vanune), siis ta alles otsib ja kindlustab oma positsiooni turul ja seega on tema riskid kõrgemad. Ettevõtte, kes on oma koha turul juba kindlustanud ja kellel on väljakujunenud kliendibaas, on väiksem raskustesse sattumise oht.
- 3) kas klient kuulub mõne ettevõtte kontserni või ei – kui ettevõtte kuulub mõne ettevõtte kontserni, siis on ta „selja taga“ veel teisi ettevõtteid ja see annab suuremat kindlust, et ettevõtte tasub oma kohustused õigeaegselt. Raskuste

tekkides on tal võimalus võtta laenu kontserni siseselt, et oma kohustused tasuda.

- 4) kas klient müüb tooteid Eestist välja – Eesti turg on suhteliselt väike ja piiratud kliendimahuga. Välisturgudel on aga rohkem võimalusi ja kliente ning see maandab ettevõtte riski.
- 5) majandusaasta aruande esitamise täpsus – see näitab ettevõtte suhtumist tähtaegadesse.

Samuti võib klientide andmete analüüsi pikendada paari aasta võrra, et vaadata muutusi klientide majandusnäitajates pikemas perioodis. See võimaldab teha julgemaid prognoose järgmisteks aastateks muutuste kohta kliendi majandusnäitajates. Samuti võib testida teisi analüüsimeetodeid, näiteks närvivõrkude meetod ja otsusepuu.

Laitinen (1993: 215) on välja toonud mõned sammud krediidiriski prognoosivõime parandamiseks:

- 1) kasutada lisaks finantssuhtarvudele ka mittefinantsandmeid,
- 2) kasutada analüüsis mitme järjestikkuse aasta andmeid,
- 3) kasutada finantssuhtarvude teisendusi.

Mudelisse uute muutujate lisamine ja seeläbi mudeli klassifitseerimise täpsuse parandamine jääb autori edaspidiseks uurimisülesandeks. Lisaks võimalustele mudeli täpsust parandada on kindlasti vajalik mudeli iga-aastane üle vaatamine ja kohandamine vastavalt toimunud muutustele. Muutused võivad olla seotud muutustega kliendibaasis, kasutatavates muutujates või majanduses. Lisaks soovib autor analüüsida krediidiriski realiseerumise seost küsitava ja pakutava krediidilimiidi suurusega ning leida optimaalseim antav krediidisumma, mis ei tõstaks kliendi riskitaset. Sest kui anda kliendile krediiti rohkem, kui talle jõukohane on, on suurem ka tõenäosus, et kliendil tekivad probleemid oma kohustuste tasumisega.

KOKKUVÕTE

Me elame ajastul, kus uue ettevõtte loomiseks piisab vaid äriideest. Seetõttu tekib uusi ettevõtteid aina juurde ja konkurents muutub järjest tihedamaks. Kui varem piisas edukaks äriks vaid heast tootest, siis täna kliente ainult hea tootega ei võideta ja püsiklientideks ei saada. Et ärimaastikul edukas olla, tuleb klientidele pakkuda meeldivat klienditeenindust, müügijärgset teenindust tulenevalt toote või teenuse iseloomust ning häid maksetingimusi. Kui kliendile pakutud maksetingimus ei sobi, siis suure tõenäosusega pöördub ta konkurendi poole ja kui konkurendi maksetingimused on paremad, jääb ettevõttel müügitulu saamata ja võimalik, et jäädakse ilma ka kliendist.

Et mitte anda krediiti liiga kergekäeliselt ja hiljem tegeleda võlgnikelt raha kättesaamisega, on järjest rohkem hakatud huvi tundma klientide krediidiriski prognoosimise vastu. Kui algselt kasutati krediidiriski prognoosimiseks pigem subjektiivseid ehk klassikalisi tehnikaid, siis teaduse ja arvutitehnika arenedes hakati looma keerulisemaid ja täpsemaid tulemusi andvaid statistilisi prognoosimise meetodeid. Viimasel ajal on hakatud rohkem kasutama erinevaid statistilisi prognoosimise meetodeid just nende eeliste pärast. Näiteks on statistiliste meetodite loomisel aluseks võetud suurel hulgal näiteid ja kogemusi klientidega, rohkem kui subjektiivsel hindamisel suudetaks arvesse võtta. Statistiline tehnika on objektiivsem, kuna tulemuse kalkuleerib programm ja saadud tulemust ei saa kallutada vastupidiselt subjektiivsele tehnikale. Lisaks on võimalik selle meetodi puhul tulemusi lihtsalt tõlgendada ja seda ka juhul, kui analüüsi on läbi viinud erinevad analüütikud, kasutades erinevaid hindamise meetodeid või muutujaid. Rakendades statistilist prognoosimise süsteemi järjepidevalt, muutub see aja jooksul hästi toimivaks ja iseopereerivaks protsessiks, mis aitab kiirelt langetada krediidi andmise otsust. Krediidiriski prognoosimisel on enim kasutatavad statistilised tehnikad diskriminantanalüüs ja logistiline regressioonanalüüs. Vähem kasutatakse otsustuspuu meetodit.

Käesoleva magistritöö eesmärk oli OÜ Amari Metals näitel finantssuhtarve kasutades luua krediidiriski prognoosimise mudel. Eesmärgi saavutamiseks läbis töö autor erinevaid uurimisetappe. Kõigepealt defineeris autor krediidiriski ja selle prognoosimise mõisted. Toetudes varasematele definitsioonidele käsitles autor käesoleva töö kontekstis krediidiriski kui ohtu, et klient ei tasu oma kohustusi vastaspoole ees kokkulepitud ajaks. Krediidiriski prognoosimist käsitleti aga kui tõenäosuse leidmist, et klient ei täida võetud kohustusi õigeaegselt. Järgnevalt tutvus autor krediidiriski prognoosimiseks kasutatud meetodite ja muutujatega ning määratles nende tugevad ja nõrgad küljed. Arvestades kasutatavate mudelite ja muutujate tugevuste ja nõrkustega valiti mudeli koostamise meetodiks logistiline regressioonanalüüs ja muutujateks finantssuhtarvud. Lisaks meetodite ja muutujate valikule on vajalik määratleda krediidiriski realiseerumise aeg. Käesolevas töös arvestati kolme erineva tähtaja ületamise pikkusega:

- 1) mudeli A puhul „hea“ klient ei ole ühegi arve tasumisega viivitanud. „Halb“ klient on aga vähemalt ühe arve tasumisega hilineanud vähemalt ühe päeva.
- 2) mudeli B „hea“ kliendi arved on tasutud kuni 7 päeva pärast maksetähtaega. „Halval“ kliendil on vähemalt üks arve tasutud hiljem kui 7 päeva pärast maksetähtaega.
- 3) mudeli C puhul on „hea“ kliendil arved tasutud kuni 30 päeva pärast maksetähtaega. „Halb“ klient aga on vähemalt ühe arve tasunud hiljem kui 30 päeva pärast maksetähtaega.

Prognoosimudelite koostamiseks kasutati Amari Metals OÜ klientide andmeid. Amari Metals OÜ on rahvusvahelisse kontserni kuuluv roostevaba terast müüv ettevõtte, kes on Eesti turul tegutsenud juba 20 aastat. Ettevõtte kliendibaasi kuuluvad kliendid väga erinevatest tegevusharudest ja aastas on ettevõttel keskmiselt 300 erinevat klienti. Täna kasutatakse ettevõttes klientide krediidiriski prognoosimiseks ja maandamiseks 90% klientide puhul subjektiivset hindamise meetodit, mille puhul jälgitakse kliendi majandusaasta aruandest kliendi müügitulu ja kasumi suurust, ning 10% klientide puhul kasutatakse krediidikindlustuse teenust. Kuna suure osa klientide hindamine toimub subjektiivset meetodit kasutades, tunneb ettevõtte vajadust statistilise mudeli järele.

Mudelite koostamiseks kogus, töötles ja analüüsis autor Amari Metals OÜ klientide andmeid aastatest 2012–2014. Klientide andmetest kasutati kliendile koostatud arve kuupäeva, arve tasumise tähtaega ja kuupäeva, millal arve reaalselt tasuti. Klientide finantsseisundi hindamiseks kasutati klientide majandusaasta aruandeid aastatel 2010–2013.

Algvalimis oli 459 klienti, kellest peale erindite ja puuduvate väärtuste eemaldamist jäi mudelite koostamiseks järgi 311 klienti. Esialgses mudelis kasutati kokku 10 finantssuhtarvu, mis kuuluvad finantsvõimendust, likviidsust ja kasumlikkust hindavate suhtarvude kategooriatesse. Mudelites kasutatavate finantssuhtarvude valimisel pidas autor silmas, et need oleksid tuntud ja leidnud kasutust varasemalt koostatud uuringutes. Samuti, et vajalikud andmed oleksid kättesaadavad majandusaasta aruannetest ja esindatud oleksid olulistena märgitud finantssuhtarvude kategooriad. Lõppmudelite koostamiseks valiti igast suhtarvu kategooriast statistiliselt kõige olulisem finantssuhtarv. Kuna igale kodeeringule läheneti individuaalselt, kasutati lõppmudelite koostamisel kokku nelja erinevat finantssuhtarvu kolmest kategooriast. Nendeks suhtarvudeks on finantsvõimendust hindav suhtarv laenukohustused/kogukapital, likviidsust hindavad suhtarvud (käibevara – lühiajalised kohustused) / kogukapital ja raha/kogukapital ning efektiivsust hindav suhtarv puhaskasum / koguvarad. Saadud lõppmudelite klassifitseerimise täpsused jäid keskmiselt 65% lähedale, mida võib pidada keskmiseks tulemuseks. Kasutatud andmete poolest sarnaneb käesolev magistritöö kõige rohkem Hazak ja Männasoo 2007. aastal koostatud uuringuga. Mõlemas töös oli esialgses uuringus kuus sama finantssuhtarvu. Lõppmudelites osutusid olulisteks siiski erinevad suhtarvud.

Et leida, milline koostatud mudelitest oleks ettevõttele kõige kasulikum kasutusele võtta, selgitati välja, millised tulud ja kulud mudelite rakendamine endaga kaasa tooks. Selleks kasutas autor mudelite klassifitseerimise täpsust ning võimalikku olukorda, kuidas käituksid „head“ kliendid, kui neid valesti klassifitseerida, ning küsida kauba eest ettemaksu, lisagarantiid või müüa „kaup raha vastu“. Illustreerivate kalkulatsioonide teostamiseks määratles autor keskmise kliendi, tema ostusageduse ja keskmise arve suuruse. Kalkulatsioonide tulemusena selgusid mudelite kasutamise eeldatavad teenitavad kasumid. Tulemusteks saadi, et: 1) mudel A teenib kasumit

11 445 €, 2) mudel B teenib -728 € ehk jääb 728 €-ga kahjumisse, 3) mudel C teenib -21 455 € ehk jääb kahjumisse 21 455 €-ga.

Nagu näha, on mudel A ka ainuke koostatud mudelitest, mille puhul ettevõtte teeniks kasumit, kõigi teiste puhul jääks ettevõtte kahjumisse. Seega on ettevõttele kõige kasulikum võtta kasutusele mudel A, mille puhul „hea“ klient on see, kes on tasunud arved maksetähtajaks ja „halb“ see, kes on kasvõi ühe arve tasumisega ületanud maksetähtaega kasvõi 1 päeva.

Koostatud mudelite ja teostatud arvutuste baasil saab järeldada, et finantssuhtarve kasutades on võimalik krediidiriski prognoosida. Küll aga tuleb tõdeda, et vaid finantssuhtarvude kasutamine ei ole selleks kõige otstarbekam viis. Saadud tulemust, keskmist klassifitseerimise täpsust 65%, võib pidada keskmiseks, mida kindlasti on võimalik parandada. Täpsuste parandamiseks on võimalik lisada järgmisi kvalitatiivseid muutujaid: 1) juhtkonna tausta karakteristikud, 2) ettevõtte vanus, 3) kliendi kuuluvus nõnda kontserni, 4) majandusaasta aruande esitamise täpsus, 5) kliendisuhete pikkus.

Samuti võib pikendada klientide analüüsimise perioodi paari aasta võrra ning mudelite koostamiseks proovida mõnda teist mudeliliiki. Mudeli klassifitseerimise täpsuse parandamine jääb autori edaspidiseks uurimisülesandeks. Lisaks võimalustele mudeli täpsust parandada on kindlasti vajalik mudeli regulaarne ülevaatamine ja kohandamine vastavalt toimunud muutustele. Muutused võivad olla seotud muutustega kliendibaasis, kasutatavates muutujates või majanduses.

VIIDATUD ALLIKAD

1. **Abdou, H. A., Pointon, J. El-Masry A.** Neural nets versus conventional techniques in credit scoring in Egyptian banking. - Expert Systems with Applications, 2008, No. 35, pp. 1275–1292.
2. **Abdou ,H. A., Pointon, J.** Credit scoring and decision making in Egyptian public sector banks. - International Journal of Managerial Finance, 2009, Vol. 5, No. 4, pp. 391–406.
3. **Abdou, H. A, Pointon, J.** Credit scoring, statistical techniques and evaluation criteria: a review of the literature. - Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 2011, Vol. 18, No. 2–3, pp. 59–88.
4. **Altman, E. I.** Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the Prediction of Corporate Bankruptcy. - The Journal of Finance, 1968, Vol. 23, No 4, pp. 589–609.
5. **Anderson, R.** Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation. - New York:Oxford University Press, 2007, p. 792.
Viidatud Abdou, H. A, Pointon, J. Credit scoring, statistical techniques and evaluation criteria: a review of the literature. - Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 2011, Vol. 18, No 2–3, pp. 59–88 vahendusel.
6. **Ashford, J. R., Sowden, R. R.** Multi-Variate Probit Analysis, 1970, Vol. 26, No. 3, pp. 535–546.
7. **Atiya, A. F.** Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: a survey and results. - IEEE Transaction on Neural Networks, 2001, Vol. 18, No. 4, pp. 929–935.
8. **Baestaens, D. E.** Credit Risk Modeling Strategies: The Road to Serfdom? - International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 1999, No. 8, No. 4, pp. 225–235.

9. **Balan, C. H. B., Robu, I. B., Jaba, E.** The statistical assessment of financial distress risk in the case of metallurgical companies. – *Metalurgija*, 2015, Vol. 54, No. 3, pp. 575–578.
10. **Balcaen, S., Ooghe, H.** Alternative Methodologies in Studies on Business Failure: Do They Produce Better Results Than the Classical Statistical Methods? – Ghent University, Working Papers of Faculty of Economics and Business Administration, 2004, No. 249, p. 40.
11. **Balcaen, S., Ooghe H.** 35 years of studies on business failure: an overview of classic statistical methodologies and their related problems. - *The British Accounting Review*, 2006, No. 38, pp. 63–93.
12. **Beaver, W. H.,** Financial Ratios As Predictors of Failure. - *Journal of Accounting Research*, 1966, No. 4, pp. 71–111.
13. **Bellovary, J., Giacomino, D., Akers, M.** A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930- Present. - *Journal of Financial Education*, 2007, Vol. 33, pp. 1–42.
14. **Ben-David, A., Frank, E.** Accuracy of machine learning models versus "hand crafted" expert systems- A credit scoring case study. - *Expert Systems with Applications*, 2009, Vol. 36, Issue 3, Part 1, pp. 5264–5271.
15. **Bramhandkar, A. J.** Discriminant Analysis: Applications in Finance. - *The Journal of Applied Business Research*, 2011, Vol. 5, No. 2, pp. 37–41.
16. **Buchanan. B. G.** Expert systems: Working Systems and the Research Literature. - Knowledge Systems Laboratory, 1985, KSL-85-37, pp. 1–30.
17. **Charitou, A., Neophytou, E., Charalambous, C.** Predicting Corporate Failure: Empirical Evidence for the UK. - *European Accounting Review*, 2004, Vol. 13, No. 3, pp. 465–497.
18. **Ciampi, F.** Corporate Governance Characteristics and Default Prediction modelling for Small Enterprises. An Empirical Analysis of Italian Firms. - *Journal of Business Research*, 2015, Vol. 68, No. 5, pp. 1012–1025.
19. **Courtis, J. K.** Modelling a financial ratios categoric framework. - *Journal of Business Finance and Accounting*, 1978, Vol. 5, No. 4, pp. 371–386.
20. **Delen, D., Kuzey, C., Uyar, A.** Measuring firm performance using financial ratios: A decision tree approach. - *Expert Systems with Applications*, 2013, No. 40, pp. 3970–3983.

21. **Dimitras, A. I., Zanakis, S. H., Zopounidis, C.** A survey of business failure with an emphasis on prediction methods and industrial applications. - European Journal of Operational Research, 1996, No. 90, pp. 487–513.
22. **Edmister, R. O.** An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction. - Journal of Financial and Quantitative Analysis, 1972, pp. 1477–1493.
23. **Eisenbeis, R. A.** Problems in applying discriminant analysis in credit scoring models. - Journal of Banking and Finance, 1978, No. 2, pp. 205–219.
24. **Elam, R.** The Effect of Lease Data on the Predictive Ability of Financial Ratios. - The Accounting Review, 1975, Vol. 50, No. 1, pp. 25–43.
25. **Giacomino, D. E., Mielke, D. E.** Cash flows: another approach to ratio analysis. - Journal of accountancy, 1993, pp. 55–58.
26. **Hand, D. J., Henley, W. E.** Statistical classification methods in consumer credit scoring: a review. - Journal of the Royal Statistical Society: Series A, 1997, Vol. 160, No. 3, pp. 523–541.
27. **Hazak, A., Männasoo, K.** Indicators of Corporate Default – An EU Based Empirical Study. - Bank of Estonia, 2007, No 10, pp. 1–23.
28. **Horrigan, J. O.** Some Empirical Bases of Financial Ratio Analysis. - The Accounting Review, 1965, Vol. 40, No. 3, pp. 558–568.
29. **Jardin, P.** Bankruptcy prediction models: How to choose the most relevant variables? - Bankers, Markets & Investors, 2009, issue 98, pp. 39–46.
30. **Jensen, H. L.** Using Neural Networks for Credit Scoring. - Managerial Finance Volume, 1992, Vol. 18, No. 6, pp. 15–26.
31. **Kim, S. Y.** Prediction of hotel bankruptcy using support vector machine, artificial neural network, logistic regression, and multivariate discriminant analysis. - The Service Industries Journal, 2011, Vol. 31, No. 3, pp. 441–468.
32. Krediidipoliitika turu-uuring 2012. Krediidiinfo AS.
[<https://web.creditinfo.ee/kredpoluuring2012.pdf>] 07.02.2016.
33. Krediidipoliitika turu-uuring 2013. Krediidiinfo AS.
[<https://web.creditinfo.ee/kredpoluuring2013.pdf>] 07.02.2016.
34. Krediidipoliitika turu-uuring 2014. Krediidiinfo AS.
[<https://web.creditinfo.ee/kredpoluuring2014.pdf>] 07.02.2016.

35. **Kumari, P. R., Ravi, V.** Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques- A review. - European Journal of Operational Research, 2007, Vol. 180, issue 1, pp. 1–28.
36. **Laitinen, E. K.** Financial Predictors for Different Phases of the Failure process. - Omega, 1993, Vol. 21, issue 2, pp. 215–228.
37. **Laitinen, T., Kankaanpää, M.** Comparative analysis of failure prediction methods: the Finnish case. - The European Accounting Review, 1999, Vol. 8, No. 1, pp. 67–92.
38. **Laitinen, E. K., Suvas, A.** International Applicability of Corporate Failure Risk Models Based on Financial Statement Information: Comparisons across European Countries. - Journal of Finance and Economics, 2013, Vol. 1, issue 3, pp. 1–26.
39. **Lee, T. S., Chiu, C. C., Lu, C. J., Chen, I. F.,** Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique. - Expert Systems with Applications, 2002, Vol. 23, issue 3, pp. 245–254.
40. **Lee, T. H., Jung, S. C.** Forecasting creditworthiness: logistic vs. artificial neural net. - The Journal of business forecasting, 2000, pp. 28–30.
41. **Liang, D., Tsai, C. F., Wu, H. T.** The effect of feature selection on financial distress prediction. - Knowledge-Based Systems, 2015, Vol. 73, pp. 289–297.
42. **Masso, J., Juhkam, A.** Riskid Eesti ettevõtetes ja riskijuhtimine. - Tartu Ülikooli kirjastus, 2002, p. 366.
43. **Mays, E.** Credit Scoring for Risk Managers: The Handbook for Lenders. - Thomson South-Western, 2004, p. 250.
44. **Ohlson, J. A.** Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. - Journal of Accounting research, 1980, Vol. 18, No. 1, pp. 109–131.
45. **Orgler, Y. E.** A credit scoring model for commercial loans. - Journal of Money, Credit and Banking, 1970, Vol. 2, No. 4, pp. 435–445.
46. Pankrotiseadus <https://www.riigiteataja.ee/akt/PankrS> 11.03.2016.
47. **Peng, C. Y. J., Lee, K. L., Ingersoll, G. M.** An Introduction to Logistic Regression Analysis and Reporting. - The Journal of Educational Research, 2002, Vol. 96, No. 1, pp. 3–14.

- 48. Pindado, J., Rodrigues, L.** Parsimonious Models of Financial Insolvency In Small Companies.- Small Business Economics, 2004, No. 22, pp. 51–66.
- 49. Platt, H. D., Platt, M. B.** Predicting Corporate Financial Distress: Reflections on Choice- Based Sample Bias. - Journal of economics and finance, 2002, Vol. 26, No. 2, pp. 184–199.
- 50. Rosenberg, E. ., Gleit, A.** Quantitative methods in credit management: a Survey. - Operation Research, 1994, Vol. 42, No. 4, pp. 589–613.
- 51. Srinivasan, V., Kim, Y. H.** Credit Granting: A Comparative Analysis of Classification Procedures. - The Journal of Finance, 1987, Vol. 42, No. 3, pp. 665–681.
- 52. Thomas, L. C., Edelman, D, B., Crook, J. N.** Credit Scoring and Its Applications. - Society for Industrial and Applied Mathematics , 2002, p. 248.
- 53. Twala, B.** Multiple classifier application to credit risk assessment. - Expert Systems with Applications, 2010, Vol. 37, pp. 3326–3336.
- 54. Weitzel, W., Johnsson, E.** Decline in Organizations: A Literature Integration and Extension. - Administrative Science Quarterly, 1989, Vol. 34, Issue 1, pp. 91–109.
- 55. Weitzel, W., Johnsson, E.** Reversing the downward spiral: lessons from W.T. Grant and Sears Roebuck. - Academy of Management Executive, 1991, Vol. 5, No. 3, pp. 7–22.

SUMMARY

CREDIT RISK PREDICTION MODEL ON THE EXAMPLE OF OÜ AMARI METALS

Helen Saar

We are living in an era when having a business idea is enough to create a company. This is why new companies are formed every day and the competition is becoming increasingly intense. While in the past, having a good product was the only prerequisite for creating a successful business and winning regular buyers, it is not enough today. To be successful in business, you also have to offer pleasant customer service, post-sales service, depending on the nature of the product or service, and good payment conditions. If a customer finds the payment conditions unsuitable, they will probably contact a competitor, and if their payment conditions turn out more suitable, the company will lose return on sales, and possibly also the customer.

Though credit risk prediction has been examined for only 70 years, there are different scientific articles and conducted researches available on credit risk prediction, implemented techniques, and variables (Thomas *et al.* 2002: 4). In Estonia, Krediidinfo AS also prepares the „Market research of credit policy of Estonian companies“, which introduces the organisation of credit policy in Estonian enterprises. These researches show that, in many Estonian enterprises, such relevant decisions are made by employees who might not have sufficient knowledge and skills in the specific area in addition to their main occupation. As a result, the decisions to grant credit might be made too leniently and lightly, which can bring about delays in paying invoices or even non-payment of invoices in the future. This, in turn, influences the economic performance and liquidity of a company.

Companies have started to express increasing interest towards credit risk prediction of customers, not to give credit too lightly and later on deal with recovering their money

from the debtor. While in the beginning, credit risks were primarily predicted based on subjective or classical techniques, as science and computer technique developed, more sophisticated and accurate statistical prediction methods were created. Increasing use of statistical prediction methods has occurred lately due to their advantages, in particular. For example, statistical methods are created based on large amounts of examples and customer experiences, which are more extensive than the ones implemented for subjective predictions. Statistical technique is more objective, as the results are calculated by a program and cannot be biased, contrary to the subjective technique. In addition, the method enables easy interpretation of the results, even if the analysis has been conducted by different analysts who used different assessment methods or variables. If the statistical prediction system is implemented consistently, it becomes a well-functioning and self-operating process that facilitates fast credit decisions. The most frequently used techniques for credit risk prediction are the discriminant analysis and the logistical regression analysis. The decision tree method is implemented less.

The objective of this Master's thesis is to create a credit risk prediction model on the example of OÜ Amari Metals by using financial ratios. To achieve this objective, the author set the following research tasks:

1. introduce the essence of credit risk,
2. introduce the predicting and prediction methods of credit risk, and the variables,
3. analyse the previously compiled credit risk prediction models,
4. introduce and analyse the methods currently used at Amari Metals OÜ for predicting and hedging credit risks,
5. collect, process, and analyse the data necessary for conducting the research,
6. establish credit risk prediction models based on logistical regression analysis and by using financial ratios,
7. determine the most effective model for the company.

In order to achieve the objective, the author passed through several research stages. First, the author defined the term “credit risk” and the definitions related with its prediction. Relying on earlier definitions, the author defined “credit risk” in the context of this paper as a risk that a customer does not fulfil its commitments to the counterparty by agreed time. “Credit risk prediction” is defined as assessing the

probability that a customer does not fulfil their commitments on time. Then the author examined the methods and variables used for determining credit risks, and determined their strengths and weaknesses. Considering the strengths and weaknesses of the implemented models, the author chose the logistical regression analysis for creating the model and used financial ratios as variables. In addition to choosing the methods and variables, it is also necessary to determine the expected time of realisation of the credit risk. In this work, the author considered three different lengths of exceeding a payment term:

- 4) In the case of model A, a “good” customer has not delayed a payment of any invoice. A “bad” customer has delayed a payment of at least one invoice for at least one day.
- 5) In the case of model B, the invoices of a “good” customer have been paid within up to 7 days after the payment term. A “bad” customer has paid for at least one invoice later than 7 days after the payment term.
- 6) In the case of model C, a “good” customer has paid its invoices within up to 30 days after the payment term. However, a “bad” customer has paid for at least one invoice later than 30 days after the payment term.

For creating prediction models, the author used the data of the customers of Amari Metals OÜ. Amari Metals OÜ is a company belonging to an international group and selling stainless steel products. The company has operated on the Estonian market for already 20 years. Its customer base includes customers from very different industries and the company has 300 customers a year, on average. Today, the company uses a subjective assessment method for predicting and hedging credit risks in the case of about 90% of its customers; the method is based on the information on sales revenue and amount of return of a customer received from their annual report; and for 10% of the customers, the credit insurance service is used. As a significant part of the customers is assessed by means of a subjective method, the company is in need of a statistical model.

For preparing the models, the author collected, processed and analysed the data on the payment behaviour of the customers of Amari Metals OÜ during 2012–2014. In order to assess the payment behaviour, the author considered the date when an invoice was

prepared for a customer, the deadline for paying the invoice, and the date when the amount of the invoice was actually received. The assessment of the financial status of the customers with the aim of calculating the financial ratios necessary for the companies was based on the annual reports of the customers for 2010–2013. In the process of calculating financial ratios for the companies, the author considered the date when the invoice was prepared: for the invoices prepared in the period of 1 January to 30 June, the financial ratios were calculated based on the financial indicators of the year before the previous and for the invoices prepared in the period of 1 July to 31 December, the financial ratios were calculated based on the financial indicators of the previous year. The annual reports were acquired from the databases of the Centre of Registers and Information Systems (RIK). Microsoft Excel was used for processing the data and the statistics program SPSS for analysing the data.

The initial sample included 459 customers, which reduced to 311 after eliminating outliers and absent values. The mentioned outliers and absent values included all prepaid customers, “goods for cash” customers, intra-group sales, and customers who lacked an annual report for the determined period or some other indicator necessary for finding financial ratios. The initial model used 10 financial ratios that belong to the categories of ratios assessing gearing, liquidity, and profitability. In choosing financial ratios for models, the author used only the ratios that were well-known and used in previous researches. The author also considered important that the necessary data are available in annual reports and the important categories of financial ratios would be represented. For preparing final models, the author chose from each ratio category the one statistically most relevant. As each coding was approached individually, four different financial ratios from three categories were used for establishing final models. Those ratios include the gearing ratio $\text{Loan liabilities} / \text{Total capital}$, liquidity ratios $(\text{Current assets} - \text{Current liabilities}) / \text{Total capital}$, and $\text{Cash} / \text{Total capital}$; also efficiency ratio $\text{Net profit} / \text{Total assets}$. The classification accuracy of the final models was 65% on average, which can be considered an average result. In terms of the used data, this Master’s thesis resembles the most the research by Hazak and Männasoo compiled in 2007. In both works, the initial research included six same financial ratios. However, in final models, different ratios turned out as relevant.

In order to identify the model the implementation of which would be most beneficial for the company, the author determined the revenues and expenditures arising from the use of the models. For this purpose, the author used the classification accuracy of the models and a potential situation of how “good” customers would behave, if they were classified incorrectly and asked for a prepayment for goods, additional guarantee, or “cash for goods” transaction. For performing illustrative calculations, the author determined an average customer, their purchase frequency, and average amount of the charged invoice. The results of the calculations demonstrated the predictable revenues resulting from using the models: in the case of model A, the company would earn profit in the amount of €11,445; in the case of model B, the amount would be €-728, or the company would suffer losses of €728; and in the case of model C, the amount would be €-21,455, or the company would suffer losses of €21,455.

Obviously, most beneficial for the company would be to implement model A, which defines a “good” customer as the one who has paid all their invoices by the payment term, and a “bad” customer is a customer who has exceeded the payment term of at least one invoice for at least one day. Model A is also the only one from the created models that would help the company earn profit; in terms of all the rest, the company would suffer losses.

Created models and performed calculations show that making a credit risk prediction by using financial ratios is possible. However, using only financial ratios is not the most practical way to do it. The result of 65% average classification accuracy can be considered as average and can definitely be improved. One way of improving accuracy would be adding the following qualitative variables: characteristics of the management, company’s age, client’s affiliation to a group, accuracy of presenting annual report, length of the customer relationship. Another option is to elongate the period of customer analysis by few years and trying some other models. Improving the classification accuracy of the model will remain a further research task for the author. In addition to improving the model accuracy, regular revision of the model and updating it based on occurred changes is definitely necessary. The changes might be related with changes in customer base, implemented variables, or the economy.

Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja lõputöö üldsusele kättesaadavaks tegemiseks

Mina, Helen Saar

(sünnikuupäev: 11.12.1986)

1. annan Tartu Ülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) enda loodud teose „Krediidiriski prognoosimise mudeli koostamine osaühing Amari Metals näitel“, mille juhendaja on teadur Oliver Lukason,
 - 1.1.reprodutseerimiseks säilitamise ja üldsusele kättesaadavaks tegemise eesmärgil, sealhulgas digitaalarhiivi DSpace-is lisamise eesmärgil kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni;
 - 1.2.üldsusele kättesaadavaks tegemiseks Tartu Ülikooli veebikeskkonna kaudu, sealhulgas digitaalarhiivi DSpace'i kaudu kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni.
2. olen teadlik, et punktis 1 nimetatud õigused jäävad alles ka autorile.
3. kinnitan, et lihtlitsentsi andmisega ei rikuta teiste isikute intellektuaalomandi ega isikuandmete kaitse seadusest tulenevaid õigusi.

Tartus, **12.01.2017**